

01984  
220



# UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA DE MEXICO

Facultad de Psicología

División de Estudios de Posgrado

## ESTRUCTURACION DEL CONOCIMIENTO A PARTIR DE LO LEIDO. UN MARCO DE TRABAJO EVALUATIVO

### TESIS

Que para obtener el Grado de DOCTOR EN PSICOLOGIA GENERAL EXPERIMENTAL

presenta

**SANDRA NICOLASA GUADALUPE CASTAÑEDA FIGUEIRAS**

Director de tesis:

**Dra. Isabel Reyes Lagunes**

Comité:

**Dr. Rogelio Díaz Guerrero**

**Dr. Rolando Díaz Loving**

**Dr. Serafín Mercado Domenech**

**Dra. Graciela Rodríguez Ortega**

Sinodales:

**Dr. Víctor Alcaraz Romero**

**Dra. María Corsi Cabrera**

México, D. F. agosto de 1993

**TESIS CON  
FALLA DE ORIGEN**

**TESIS CON  
FALLA DE ORIGEN**



Universidad Nacional  
Autónoma de México



## **UNAM – Dirección General de Bibliotecas Tesis Digitales Restricciones de uso**

### **DERECHOS RESERVADOS © PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL**

Todo el material contenido en esta tesis está protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

## INDICE

### **ESTRUCTURACION DEL CONOCIMIENTO A PARTIR DE LO LEIDO. UN MARCO DE TRABAJO EVALUATIVO.**

PREFACIO	5
RESUMEN	7
A) INTRODUCCION	9
A.1.) SOBRE LA NECESIDAD DE INNOVAR LA EVALUACION EDUCATIVA EN LAS INSTITUCIONES DE EDUCACION SUPERIOR.	9
A.2.) SOBRE LOS PROBLEMAS DERIVADOS DE UNA MALA ESTRUCTURACION DEL CONOCIMIENTO EN ESTUDIANTES UNIVERSITARIOS.	21
A.3.) SOBRE LA NECESIDAD DE GENERAR CONOCIMIENTO PARA ENTENDER EL APRENDIZAJE COMPLEJO A PARTIR DE MODELOS COGNITIVOS.	27
A.4.) SOBRE LA NECESIDAD DE MEJORAR LAS IMPLEMENTACIONES DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL AL CAMPO EDUCATIVO.	38
B) OBJETIVOS DEL TRABAJO	40
C) MARCO TEORICO DE LA INVESTIGACION:	41
C.1.) APROXIMACIONES AL ESTUDIO DEL APRENDIZAJE COMPLEJO Y LA COMPRESION A PARTIR DE LO LEIDO.	41
C.1.1.) CARACTERIZANDO EL ESTUDIO DEL TEXTO Y DE SU PROCESAMIENTO.	42
C.1.2.) CARACTERIZANDO LA METODOLOGIA DE INVESTIGACION EN COMPRESION Y APRENDIZAJE DE PROSA.	50
C.2.) SOBRE LA MEMORIA DE TEXTOS Y LA TEORIA ASOCIACIONISTA DE REDES SEMANTICAS.	52

C.2.1.)	CONCEPTOS BASICOS EN MEMORIA SEMANTICA.	53
C.2.2.)	CONCEPTOS BASICOS EN REDES SEMANTICAS	56
C.3.)	SOBRE EL ENFOQUE CONEXIONISTA.	59
C.3.1.)	TENSIONES EN EL CAMPO DE LA PSICOLOGIA COGNITIVA.	59
C.3.2.)	CONCEPTOS BASICOS EN CONEXIONISMO	61
C.3.2.1.)	CONSTRUCCION DE LA REPRESENTACION DEL SIMBOLO VS. ESTRUCTURA INTERNA DEL SIMBOLO.	61
C.3.2.2.)	ESTRUCTURAS DE DATOS ALMACENADOS (SIMBOLOS Y REGLAS) VS. PATRONES DE ACTIVACION DINAMICOS.	61
C.3.2.3.)	ARQUITECTURAS DE CAPAS	64
C.3.3.)	OPERACION DE UNA RED.	64
C.3.3.1.)	APRENDIZAJE DE LA RED	65
C.3.3.2.)	RECUERDO DE LA RED.	66
C.3.4.)	TAXONOMIA Y DIFERENCIACION DE LAS REDES NEURONALES.	66
C.3.5.)	IMPLICACIONES DE LAS REDES NEURONALES EN LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL.	71
C.4.)	SOBRE LA COMPRESION DE LECTURA A LA LUZ DE UN MODELO PARCIALMENTE CONEXIONISTA: EL MODELO C - I DE KINTSCH (1988)	73
C.5.)	CONTRASTACION DEL MODELO C - I Y EL MODELO HIBRIDO USADO EN LA INVESTIGACION.	79
D)	METODOLOGIA GENERAL:	82
D.1.)	METODOLOGIA EXPERIMENTAL.	83
D.1.1.)	OBJETIVOS DE LA FASE EXPERIMENTAL.	83



D.1.2.) METODO.	83
D.1.3.) RESULTADOS DE LA PORCION EXPERIMENTAL.	90
D.1.3.1.) TRATAMIENTO DE LOS DATOS.	90
D.1.3.2.) OBTENCION DE LOS GRUPOS SAM.	92
D.1.3.3.) ANALISIS DE DATOS DE REDES SEMANTICAS NATURALES CONSTRUIDAS POR LOS ESTUDIANTES.	99
D.1.3.4.) REPRESENTACION GRAFICA DE LOS VALORES DE ORGANIZACION DE LAS REDES.	107
D.1.3.5.) REPRESENTACION GRAFICA Y ANALISIS DE LOS VALORES DE CONTENIDO DE LAS REDES SEMANTICAS NATURALES.	109
D.2.) METODOLOGIA NEUROCOMPUTACIONAL.	118
D.2.1.) INTRODUCCION.	118
D.2.2.) DESARROLLO DE LA FASE NEUROCOMPU TACIONAL.	119
D.2.3) ENTRENAMIENTO DEL NEUROCOMPUTADOR.	126
D.2.4) PRUEBA DE RECUPERACION DEL NEUROCOMPU TADOR.	130
D. 2.5) RESULTADOS DE LA FASE NEUROCOMPUTACIONAL.	132
DISCUSION GENERAL	134
REFERENCIAS	145
ANEXOS	

## **PREFACIO**

El trabajo de tesis que aquí presento, se inscribe dentro del programa de investigación realizado en el laboratorio de Desarrollo Cognitivo del Posgrado de la Facultad de Psicología durante los últimos 15 años.

Una de las líneas de este programa se enfoca a la evaluación del aprendizaje universitario y particulariza la utilización de modelos computacionales para diagnosticar y atender estudiantes de riesgo. Esta línea recibió apoyo financiero de la Dirección General de Asuntos del Personal Académico de la UNAM y del Programa de Apoyo a las Divisiones de Estudios de Posgrado (PADEP) de la misma institución.

Gracias a los recursos otorgados, se ha ido fortaleciendo la infraestructura del laboratorio, con lo que se diversificaron las áreas de estudio y se incrementó su capacidad técnica. El financiamiento ha permitido contar con tecnología de punta a partir de la cual se han apoyado estudios neurocomputacionales del aprendizaje a partir de lo leído, con dos vertientes independientes pero complementarias: la investigación de la macroestructura del texto, desarrollada por Miguel López O. y la de la microestructura del texto, desarrollada por Sandra Castañeda F. El trabajo de tesis que presento ha sido originado y apoyado dentro de este proyecto.

La estructura del trabajo consta de cinco porciones principales:

1. una introducción y contextualización general al marco de trabajo evaluativo del aprendizaje en educación superior, a la luz de cuatro problemáticas centrales que revisan las necesidades de: a) innovar la evaluación educativa; b) atender a los problemas de estructuración de conocimiento académico que presentan los estudiantes universitarios; c) generar conocimiento sobre aprendizaje complejo, a partir de modelos cognitivos, sustentados computacionalmente y d) la necesidad de innovar las implementaciones de la Inteligencia Artificial en el campo.

En la revisión de estos puntos se realiza un análisis crítico de las deficiencias encontradas y se discuten algunas propuestas con la finalidad de presentar un panorama integrador de las implicaciones instruccionales que les subyacen.

2. planteamiento de los objetivos del trabajo, tanto de carácter básico: generar conocimiento en el área de la estructuración del conocimiento a partir de lo leído; como de naturaleza aplicada: generar un diagnosticador computacional, sustentado en tecnología de punta.

3. un enmarcamiento de tres líneas conductoras del trabajo, que revisan los avances teórico - metodológicos realizados en las áreas de aprendizaje complejo

y comprensión a partir de lo leído; en memoria de textos y teoría asociativa de redes semánticas y en la aproximación conexionista, en particular, de sus aportaciones a la investigación simulacional del aprendizaje. Con esta base se pretende ofrecer una visión actualizada de los avances en el campo de la Psicología Cognitiva y una fundamentación de los componentes centrales del problema de investigación.

4. se presenta la metodología que sustenta la investigación y se exponen los resultados. En esta porción se describen, por separado, los dos métodos aplicados en el estudio: el experimental y el neurocomputacional o de redes neuronales. Al interior de cada método y persiguiendo un propósito integrador se describen los datos obtenidos, los análisis realizados y los resultados correspondientes.

5. en la parte final del trabajo se discuten las implicaciones teórico - prácticas, se señalan limitaciones y se sugieren nuevos desarrollos para el avance de esta importante línea de investigación.

# ESTRUCTURACION DEL CONOCIMIENTO A PARTIR DE LO LEIDO. UN MARCO DE TRABAJO EVALUATIVO.

## RESUMEN

El objetivo básico de la línea de investigación, en la que se inscribe este estudio, ha sido generar conocimiento acerca de cómo es que los estudiantes forman y transforman sus estructuras de conocimientos a partir de la lectura de un texto escolar. En este estudio, interesó conocer cómo es que se dan tales cambios al nivel microestructural del procesamiento del texto. Para ello, se diseñó y se puso a prueba un modelo híbrido (experimental y neurocomputacional), capaz de evaluar cómo es que las redes semánticas naturales y las redes neuronales artificiales identifican y aprenden, respectivamente, patrones de estructuración del conocimiento.

También se desarrolló una innovación tecnológica, de alto poder predictivo, para el diagnóstico de problemas en este campo. En el estudio se presenta la relacionada con la evaluación del componente microestructural, relacionado con la generación de definidores y de su acceso en contexto, ambos fundamentales para la coherencia local del texto.

Dado que una pretensión del estudio fue remontar la calidad de los estudios evaluativos estáticos, capaces de determinar solamente la magnitud del conocimiento correctamente comprendido por los estudiantes, pero incapaces de estudiar dinámicamente el proceso gracias al cual se estructuran en una unidad, en el trabajo se conjuntaron dos metodologías: una experimental y una neurocomputacional. Con éste el modelo permitió: a) identificar y simular patrones iniciales de estructuración del conocimiento, generados por grupos con diferente nivel de conocimientos previos, b) identificar y simular las transformaciones diferenciales de tales patrones, a partir de la exposición a la lectura del texto y c) generar un diagnosticador, reconocedor de patrones, capaz de clasificar problemas en la estructuración del conocimiento.

Con base en los datos generados por 40 estudiantes de educación superior, que previamente fueron seleccionados y asignados aleatoriamente a las diversas condiciones de un diseño factorial de parcelas divididas, de 2x2, se obtuvieron diferencias significativas en la estructuración del conocimiento que sobre los seis conceptos claves utilizados en la investigación realizaron los grupos experimentales ( $F = 2.20$ ,  $p = .05$ , 5gl.). Los hallazgos mostraron una fuerte interacción entre el conocimiento previo de los lectores y la condición de haber leído el texto, particularmente en la riqueza de la red semántica ( $F = 44.15$ ,  $p = .001$ , 1 gl.). Dadas las diferencias en ejecución, se identificaron cuatro niveles empíricos de riesgo, a partir de los cuales, se diseñó y alimentó una red neuronal artificial que al aprender y, posteriormente, recordar los patrones de estructuración de los diversos tipos de estudiantes, está en capacidad de clasificar problemas en la estructuración del conocimiento. Para lograr la red, se transformaron los datos a valores binarios con los que se alimentó al neurocomputador simulado. Su arquitectura incluyó tres capas de elementos de procesamiento en una manera "autoasociativa". La estrategia de control usada tanto para el aprendizaje (convergencia = 0.01) como para el recuerdo, fue la retropropagación del error. Durante la etapa de recuerdo le fueron presentados a la red dos tipos de datos: los ya conocidos por la red y datos nuevos. En ambos casos la clasificación correcta fue mayor al 95% de los casos, por lo que se propone considerar la red neuronal para la construcción de un sistema experto neurocomputacionalmente sustentado.

## ABSTRACT

### KNOWLEDGE STRUCTURING THROUGH READING: A FRAMEWORK FOR EXPERIMENTAL AND NEUROCOMPUTATIONAL STUDIES.

This study developed and tested a hybrid model (experimental and neuro-computational) capable of evaluating how natural semantic networks and an artificial neural net identify and learn, respectively, knowledge structuring patterns, associated with microstructural components of text processing: word meaning recognition and lexical access in context (basic objective of the research). The study also developed a technological innovation with great predictive power, for diagnosing problems of knowledge structuring at microstructural level in university students (applied objective of the study).

Since the intention was to increase the quality of static evaluative studies, two methodologies were joined: an experimental one and a neurocomputational one. In this way the model provided for the following:

a) identification and simulation of initial patterns of knowledge structuring of recall words, b) identification and simulation of differential transformations of these patterns based on exposure to the reading of a text and c) diagnosis of problems of knowledge structuring.

Based on data collected with 40 college students, who were randomly selected and assigned to the different conditions, of a split-plot factorial design with block treatment confounding (2x2), the results showed significant differences in the performance of knowledge structuring which the four experimental groups carried out on six key concepts ( $F=2.20$ ,  $p=.05$ , 5gl.). The results showed a strong interaction between reader's previous knowledge and the condition of having read the text, particularly in the values of organization of the semantic network ( $F=44.15$ ,  $p=.001$ , 1gl.). In this manner four levels of risk were identified. As a result, the construction of an artificial neural net was proposed, which, when learning and then recalling the patterns of knowledge structure of the different types of risk students, would have the capacity of classifying and diagnosing different types of problems. The data obtained in the experimental phase were transformed into binary values which were fed into the simulated neurocomputer. Its architecture included three layers of elements of processing in an "autoassociative" way. The control strategy used for learning (convergence =0.01) as well as for recall was error backpropagation. During the recall phase two types of data were presented to the net: those already known to the network and new data. In both cases there was a correct classification in more than 95% of the cases, so that it is proposed to consider the neural net in the construction of a neurocomputationally supported expert system.

## A) INTRODUCCION

En el ámbito aplicado de la evaluación del aprendizaje a nivel superior y en el de su entendimiento teórico existen problemas que requieren de estudio y propuestas novedosas. A manera de introducción, a continuación se discuten cuatro de ellos, que son especialmente relevantes para el planteamiento central de este trabajo. Estos son:

- a.1) las maneras deficientes de evaluar el aprendizaje complejo en las instituciones de educación superior, por ejemplo, en la evaluación de la formación y desarrollo de las estructuras de conocimiento necesarias para la educación universitaria;
- a.2) la insuficiente investigación y atención a los problemas del desarrollo académico de los estudiantes, derivados, particularmente, de fallas en la estructuración del conocimiento;
- a.3) la insensibilidad e insuficiencia del paradigma cognitivo, de carácter simbólico, el del Procesamiento Humano de Información, para explicar los efectos del contexto y del contenido sobre los procesos asociados al rendimiento universitario, y finalmente,
- a.4) la necesidad de mejorar las aplicaciones de la Inteligencia Artificial, particularmente de los sistemas expertos relacionados con la evaluación del aprendizaje universitario, en donde el proceso de estructuración del conocimiento derivado de la lectura de materiales escolares resulta fundamental.

A continuación se desarrollan estos aspectos para destacar sus implicaciones.

### **a.1) Sobre la necesidad de innovar las formas de la evaluación educativa en las instituciones de educación superior.**

En las universidades, aún cuando se persigue el avance del conocimiento, se sabe muy poco de cómo es que éste se estructura. Tampoco se ha tenido particular interés por desarrollar la mejor manera para evaluarlo.

En los centros educativos del país, aún en la UNAM, la función de la evaluación ha sido limitada a aspectos administrativos, de "acreditación" ó calificación del conocimiento, soslayándose su función principal: la de retroalimentar el proceso de enseñanza- aprendizaje como instrumento de aprendizaje.

Esta concepción administrativa de la evaluación ha propiciado que los miles de estudiantes que fracasan difícilmente encuentren actividades educativas compensatorias que les permitan avanzar en el conocimiento. Dado que, fundamentalmente, se desconoce qué es lo que han aprendido y mucho más cuáles son las habilidades cognitivas reales que les permitan aprender, recordar y resolver problemas.

La solución a la situación anterior no es fácil. La evidencia disponible sugiere que tanto la enseñanza como el aprendizaje de una estructuración adecuada del conocimiento adquirido en los libros y en los salones de clase, a nivel de la educación superior, compromete una gran variedad de procesos psicológicos complejos. Así lo han mostrado, particularmente, aquellas investigaciones relacionadas con el estudio de la interacción entre las estructuras conceptuales de los diversos dominios de contenido (física, química, matemáticas, entre otras muchas disciplinas formales) y la **estructura cognitiva del estudiante** (Anderson, 1983; Castañeda y López, 1988a; Kintsch, 1988; entre otros).

En estas investigaciones se ha mostrado cómo ambas estructuras, las de contenido y las cognitivas, forman un todo. Es decir, interactúan para constituir una **estructura de conocimiento** que interrelaciona elementos de ambas organizaciones (la del material y la del aprendiz), con el objeto de apoyar el proceso de integración de la información y con ello, el aprendizaje, la comprensión y el recuerdo de lo aprendido.

En la década de los ochentas se demostró que ambas estructuras requieren ser consideradas en el aprendizaje de las ciencias (Marton, 1981; Helm y Novak, 1983; Castañeda y López, op. cit.; Castañeda, Gómez y Ramírez, 1988). A diferencia de lo que anteriormente se creía (por ejemplo, Inhelder y Piaget, 1955) con relación al cambio conceptual, donde éste era visto como modificación en las estructuras lógicas generales cuyo desarrollo "per se" permitía niveles más complejos de pensamiento científico.

Al considerar el cambio de naturaleza general, las estructuras formales del pensamiento fueron percibidas como independientes de los efectos de contenidos y contextos específicos. Lo que de acuerdo a nuestras experiencias ha facilitado, sin lugar a dudas, la aparición de errores y sesgos en la evaluación de los procesos de alto nivel en los salones de clases universitarios. Por ejemplo se ha creído que a partir del resultado en una prueba clínica piagetiana, o de cualquier otra prueba de habilidades cognitivas generales, es predecible la ejecución en la solución de problemas, en áreas de contenido específico, v. gr. en la física, sin considerar el nivel de dominio en los algoritmos requeridos para resolver, por ejemplo, una ecuación.

En la actualidad, tal estado de cosas ha cambiado y se han aportado evidencias de que la estructura formal del pensamiento no explica todas sus actividades (Osborne y Freyberg, 1985). Aún cuando se considera que dicha estructura formal es una condición necesaria, resulta insuficiente. La evidencia plantea considerar que, en el aprendizaje y en su evaluación, también juegan papeles protagónicos **el contenido de lo que se aprende, la congruencia entre el contexto en el que se adquiere y en el que se evalúa lo que se aprendió, el propósito que subyace a la ejecución, y sobre todo, la interacción de todos estos elementos con las características del mismo aprendiz, particularmente, con sus conocimientos previos.** Por ello, existe un interés especial en construir modelos de evaluación e intervención sensibles a la "situación del aprendizaje", como un elemento integrador de esas variables.

Dado este planteamiento, avanzar el conocimiento en el campo de la evaluación constituye, hoy día, uno de los tópicos de mayor interés para los psicólogos. Nos ha sido y continúa siendo necesario desarrollar formas evaluativas que nos permitan conocer, no sólo cuantitativa sino también cualitativamente, cómo adquirimos conceptos, cómo los interrelacionamos, cómo los modificamos, cómo los estructuramos y cómo hacemos uso de ellos. Todo esto, bajo la consideración de que existen también diversos tipos de contenidos, de propósitos y de situaciones, derivadas del contexto y de las tareas en los que se evalúa el aprendizaje, lo que plantea demandas diferenciales según su complejidad.

La naturaleza de los procesos que acompañan al aprendizaje estudiantil plantea a los investigadores y evaluadores retos múltiples derivados de:

- a) la misma naturaleza compleja del aprendizaje, que lo hace difícil de definir y medir,
- b) el estado del conocimiento general acerca de la arquitectura del sistema cognitivo en el que se dan los procesos cognitivos que acompañan al aprendizaje,
- c) la dificultad para observarlos directamente y para evaluarlos adecuadamente, dado que su naturaleza es continua y que ha sido, más bien por razones de la instrumentación, que han tenido que ser evaluados en unidades discretas de tiempo, hecho que de alguna manera ha llevado a mediciones de tipo estático y
- d) a la innegable variedad y extensión de tipos diversos de aprendizaje, a los que se asocian metas propias, criterios específicos e instrumentación diversa, y para los cuáles no sabemos, en toda su extensión y a ciencia



cierta, cuáles son las mejores maneras de abordarlos.

Para responder a estos retos, los psicólogos hemos utilizado desarrollos teóricos y metodológicos variados, entre ellos, el psicométrico. Pero aún cuando tal enfoque tiene una larga y productiva historia, existe un creciente interés por enriquecerlo, gracias a la inclusión de elementos que permitan la **explicación** de cuáles son los **procesos, estructuras y estrategias cognitivas** que intervienen en la solución a una pregunta dada.

Esta nueva tendencia busca superar errores evaluativos generados por la suposición de que un estudiante ha aprendido algo cuando logra una calificación satisfactoria en una prueba, sin considerar si los conocimientos adquiridos han sido **estructurados e integrados coherentemente** a su base general de conocimientos.

Dada esta condición, el error evaluativo se genera por una sobreestimación del conocimiento que se cree tienen los estudiantes, quienes con respuestas correctas debidas al azar o derivadas de conocimientos sólo sintácticos, disfrazan una pobre y deficiente estructuración del conocimiento. De esta manera, los errores evaluativos se cometen por problemas en la validez del contenido, al mostrarse incapacidad para **explicar** cuáles son los **componentes cognitivos específicos** que intervinieron en la solución de los reactivos en la prueba; particularmente en saber cuáles de ellos son los responsables de los aciertos y cuáles de los errores.

Estos, entre otros problemas, han sido severamente combatidos por una nueva aproximación teórica cuyo fundamento básico estriba en el **análisis cognitivo de tareas**. Con base en ella, la Psicología Instruccional moderna ha hecho aportaciones a la construcción de pruebas. Básicamente, ha permitido la explicación de las variables cognoscitivas que determinan las respuestas a reactivos cuya complejidad varía. Gracias a su influencia se ha generado una potente **"psicometría cognitiva"** (Embretson, 1985).

Embretson postula que la psicometría cognitiva plantea la participación articulada de las herramientas teórico-metodológicas de la psicología cognitiva experimental, por un lado y las de la Ciencia cognitiva, por el otro, como fuentes de conocimientos sólidos sobre la cognición humana. Sin embargo, este enfoque presenta dos problemas. Primero, se encuentra aún en sus inicios, y más bien ha enfatizado el estudio de los procesos subyacentes a las pruebas verbales con énfasis en los componentes sintácticos y lexicales aislados, pero su intervención es insuficiente en procesos complejos relacionados con el aprendizaje estudiantil, como por ejemplo, en el estudio de la comprensión de textos instruccionales. Y segundo, porque contempla, exclusivamente, la metodología cognitiva experimental de los años setentas y principios de los ochentas, derivada de una concepción

racionalista de lo cognitivo, misma que ha mostrado insensibilidad para capturar el efecto del contexto en el estudio de los principios generales, y que ha desaprovechado las ventajas de metodologías más recientes, como son las de la aproximación conexionista.

Las metodologías conexionistas son capaces de detectar los efectos no nada más del contexto de ocurrencia, sino también, los efectos del contenido. Por ejemplo, han mostrado que en la medida en la que se asocie un patrón "A", que se encuentre en la entrada de la información, con otro patrón "B" que se encuentre en la salida de la información, será posible, que toda vez que se active el patrón "A" en la entrada de la información, aparezca el patrón "B" en la salida de la información, aún en presencia de una porción del patrón "A" o algo similar al patrón "A". En otras palabras, parte del patrón es suficiente clave para activar la información en el mismo estado, tal como si el patrón general fuera presentado. Es decir, muestran capacidad para actuar como "memorias de contenidos", (Hinton y Anderson, 1981). Esta propiedad hace particularmente interesantes a estas metodologías como recursos evaluativos, en términos de reconocer patrones previamente aprendidos.

Por otra parte, uno de los desarrollos más importantes de la psicometría cognitiva ha sido la creación de la "Evaluación Adaptativa" (Lidz, 1987), en la que las pruebas ya no se diseñan con un carácter fijo para todas las personas. Por el contrario, los reactivos se seleccionan de un gran banco, a partir de la información inicial que se obtuvo mediante el nivel de habilidad. La implementación de este tipo de evaluación, aunada a la ayuda que presta una microcomputadora y a la utilización de modelos de "tendencias latentes" ha enriquecido la capacidad evaluativa de los instrumentos y procedimientos.

Pero y a pesar de que la psicometría cognitiva utiliza, profusamente, las ventajas que le brindan los avances en la evaluación electrónica y eventualmente las de las herramientas de la Inteligencia Artificial convencional (como son los diagnósticos inteligentes apoyados en sistemas expertos), es muy poco frecuente e incluso verdaderamente excepcional, el que utilice las nuevas herramientas derivadas de la aproximación conexionista.

El paradigma conexionista (Rumelhart, 1989a), paradigma emergente en cognición, ha mostrado capacidad para explicar diversos procesos cognitivos, incluyendo el aprendizaje. El olvido que ha tenido la psicometría cognitiva con relación a incorporar herramientas útiles para la medición del aprendizaje se ha realizado a pesar de la capacidad innegable que tienen las herramientas conexionistas de simular el aprendizaje y por ende de identificar propiedades emergentes, cuya evaluación no ha sido imaginada por el mismo investigador.

Más bien, lo que ha sucedido hasta la fecha, es que se han utilizado evaluadores automatizados (incluyendo sistemas expertos) que determinan "a priori" la estructura y las características de lo que requiere ser evaluado y se ha ignorado o desdeñado la capacidad de los modelos no apriorísticos, como los conexionistas referidos antes, para descubrir nuevas propiedades, mediante mecanismos de aprendizaje por similitud como son los de reconocimientos de patrones.

Tratando de dar respuestas a esta problemática, en nuestra línea de investigación, hemos diseñado un modelo cualitativo que combina avances teórico-metodológicos de dos de las aproximaciones cognitivas contemporáneas más dinámicas y ricas en el estudio de los procesos complejos: la del Procesamiento Humano de Información (PHI), conocida también como "aproximación simbólica" (dado que sus componentes esenciales son los símbolos y las reglas para manejarlos, Pylyshyn, 1989), y la del Procesamiento Paralelamente Distribuido (PDP), conocida también como "aproximación conexionista o subsimbólica" (dado que se interesa más en la estructura del símbolo, es decir, en los patrones de interrelación que se establecen entre los diferentes conceptos, que en el símbolo mismo, como podría ser, el haber logrado una representación de un objeto determinado, Rumelhart, op. cit.).

De esta manera, lo que se intenta es doble: en primer lugar, superar el olvido cognoscitivista que sobre el aprendizaje ha tenido la corriente simbólica o de PHI, suplementándola con la potencia que en este aspecto tiene la aproximación conexionista o de PDP, y en segundo lugar, utilizar los avances en el entendimiento que sobre la representación y estructuración del conocimiento, y otros procesos cognitivos, asociados al aprendizaje, se tiene en PHI. Así, a la luz de un modelo híbrido estamos en mejor posición para estudiar aspectos complejos de la cognición. La investigación que se presenta en esta tesis muestra, claramente, algunas de las posibilidades de interacción en el campo de la evaluación del aprendizaje y en el de la Inteligencia artificial no convencional.

Ahora bien, para lograr la evaluación de los diversos procesos y habilidades cognitivos, en el modelo se establece un análisis recursivo de las tareas implicadas, análisis que descompone en componentes de ejecución cada vez más simples una tarea determinada.

En esta descomposición, por ejemplo en la comprensión de textos, se toman en cuenta dos componentes: la micro y la macroestructura del texto. La microestructura, a su vez, es descompuesta en elementos como el reconocimiento del significado de las palabras y el de su acceso en contexto, dado que se asumen que éstos apoyan la construcción de la coherencia local de una porción específica del texto. Se procede de la misma manera para el caso de la macroestructura: se descompone en elementos que apoyan la integración de la información y la

creación del esquema que da cuenta del texto completo.

Esto se hace para facilitar una aproximación de construcción por bloques, en la que la secuencia evaluativa favorezca la revisión de fallas, y esté en capacidad de dar, si es necesario, la instrucción correspondiente, en los diversos niveles de complejidad: desde los más simples hasta los más complejos, dentro de un contexto planeado, sistemático, dinámico e interactivo de evaluación e instrucción (Castañeda, 1981a; Castañeda, 1982; Castañeda y López, 1990a; Alvarez, Castañeda, López, Gándara, Ramos, Bañuelos, Orduña y Pineda, 1992)

El modelo general de evaluación está constituido por una taxonomía tridimensional que incluye tres vectores que han mostrado afectar el nivel de la ejecución en el aprendizaje estudiantil. Estos son:

- 1) **el del contexto de prueba**, que incluye, al menos, dos niveles de dificultad en la recuperación de lo aprendido: el fácil, asociado al contexto de **reconocimiento**, contexto en el que la evaluación misma otorga al estudiante indicios de recuperación, como sucede con los distractores y la respuesta correcta en las pruebas de opción múltiple, y en el que se evalúa la capacidad de seleccionar, de entre varias, la respuesta correcta. Esta evaluación asume mecanismos de memoria a los que subyace un simple proceso de comparación de la respuesta correcta a una huella almacenada en memoria.

Por otro lado, el contexto de recuperación difícil, es el contexto de **recuerdo**. En él no se le dan al estudiante indicadores de recuperación, sino que más bien se espera que sea él mismo el que los genere, como sucede en las pruebas de ensayo corto.

Los mecanismos que subyacen al recuerdo plantean un nivel de construcción de la respuesta en los que se incluyen procesos de categorización, razonamiento y solución de problemas, entre otros. Plantear estos dos contextos en nuestro modelo de evaluación tiene como objetivo identificar efectos diferenciales posibles sobre la ejecución académica, derivados de los procesos psicológicos subyacentes (Castañeda, Gómez y Ramirez, 1988); efectos que de alguna manera mapean los contextos de prueba posibles en un salón de clases (opción múltiple, completamiento, ensayo corto y respuesta breve, entre otros).

- 2) **el segundo vector es el de la dificultad del contenido a evaluar**, que incluye, al menos, tres niveles de dificultad del contenido: el nivel más concreto, el de los hechos, representando el conocimiento factual, el más sencillo (conocimiento gracias al cual se puede dar respuesta a preguntas del tipo: quién y cuándo se descubrió América); el segundo nivel de

dificultad, el de los conceptos y principios, representando el conocimiento conceptual, de mayor nivel de dificultad dado que requiere del establecimiento de relaciones entre los conceptos, la formación de esquemas y la elaboración de inferencias, entre otras actividades importantes (por ejemplo, la "densidad" es un principio compuesto por varios conceptos, entre otros, masa por unidad de volumen de un cuerpo) y, finalmente el tercer nivel, el procedimental, el de mayor complejidad, representando la aplicación de los procedimientos requeridos para el reconocimiento de patrones (que pueden ser patrones perceptuales, motores, conceptuales, etc.) y representando también procedimientos para la realización de secuencia de acciones, como pueden ser: despejar una ecuación, jugar tenis o bien aprender una segunda lengua, entre otros. (Castañeda, López y Romero, 1987; Castañeda, López, Orduña, Pineda y Ramos, 1992).

**3) el tercer vector es el de la complejidad de los procesos subyacentes a la ejecución**, como son: los de discriminación (simple y múltiple), la categorización conceptual (horizontal y vertical), la integración del conocimiento en estructuras micro y macro, los procesos de solución de problemas (de baja y alta complejidad), entre otros, que el alumno debe operar para alcanzar un determinado nivel de ejecución (Castañeda y López, 1990b; Castañeda, 1992).

Dados estos tres vectores, es posible hacer combinaciones entre los contextos de prueba, la dificultad del contenido y los procesos que se inducen o imponen, a partir de las tareas y de las instrucciones generativas. Así podemos medir sólo hechos, en contextos de prueba básicamente por reconocimiento, e induciendo meras discriminaciones, lo que estaría hablando de una evaluación sencilla del aprendizaje. O por el contrario se puede construir una evaluación que sólo considere procedimientos, en un contexto de recuerdo, en tareas de solución de problemas complejos. Como podrá verse, una y otra evaluación difieren sustancialmente. El modelo es útil, también, como un marco de trabajo, gracias al cual se puede evaluar si la prueba es de un nivel fácil, intermedio o difícil, identificando sus debilidades y prescribiendo dónde se encuentra la falla. En la siguiente página aparece el modelo.

### Modelo tridimensional de evaluación

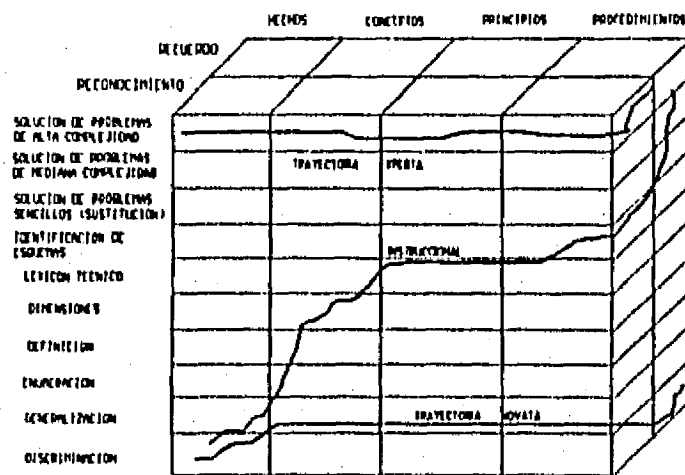


FIGURA No. 1

El modelo de la figura No. 1 tiene la capacidad de "mapear" el contenido del aprendizaje. Veámos un ejemplo: en un curso de física introductoria, se pueden considerar las diversas categorías de conocimiento (hechos, conceptos, principios y procedimientos), para cada uno de los contextos de recuperación y para cada uno de los procesos cognitivos subyacentes a la ejecución, asumiendo que cada celdilla del modelo, representa oportunidades de evaluación, independientes unas de otras y en las que se combinan los tres vectores.

Así, se puede evaluar el conocimiento factual de mezclar gasolina con agua, para determinar que la primera flota en la segunda, en un contexto de reconocimiento, vía un reactivo con opciones múltiples, en una tarea de discriminación sencilla, por ejemplo: a) el agua flota en la gasolina, b) la gasolina flota en el agua y c) ambas flotan. O bien, evaluar el mismo hecho en un contexto de recuerdo en el que el mismo estudiante tiene que construir los indicadores de recuperación, a partir de tener que dar respuesta a una pregunta abierta relacionada con el proceso de solución de problemas. Por ejemplo, ante la pregunta ¿qué sucede cuando mezclamos agua y aceite?, el estudiante tendrá que buscar en su memoria aquellos conocimientos que lo apoyen en la identificación de las propiedades características de cada una de ellas para poder establecer la relación en cuanto a su densidad.

También, se puede evaluar el conocimiento de un principio, como el de "densidad", a partir del planteamiento de un problema en un contexto de recuerdo:

" un trozo de aluminio de 10 cm. de volumen, tiene una masa de 27 gr". ¿Cuál es su densidad?  
donde,

$$D = \frac{M}{V} = \frac{27\text{gr}}{10\text{ cm}} = 2.7 \text{ gr/cm.}$$

O bien, presentar el mismo problema en un contexto de reconocimiento, en el que la respuesta correcta aparece entre las opciones del reactivo:

- a) 3.8      b) 2.7      c) .27

El modelo cualitativo de evaluación se apoya en un modelo computacional, capaz de evaluar y dar instrucción remedial. El modelo computacional tiene la posibilidad de representar el estado actual del conocimiento del aprendiz en un espacio tridimensional cartesiano en donde queda representado el estado presente de conocimientos y habilidades de cada estudiante, por medio de una trayectoria específica. En la figura No. 1 se muestran tres trayectorias: la novata, la experta y una instruccional.

Cuando el estudiante termina la sesión, la trayectoria resultante da la base para determinar la primera celda a ser presentada en la siguiente sesión y da el patrón del estudiante en cuanto a sus avances. La prueba y el entrenamiento asociado a ella se aplican reiteradamente hasta que se modela la trayectoria deseada, la experta. En este modelo se parte de una trayectoria "novata" para modelar una trayectoria "experta", previa evaluación sistemática.

El proceso de enseñanza que acompaña a esta evaluación se apoya mediante "apuntadores" (electrónicos) dirigidos a determinadas pantallas instruccionales, presentadas al inicio de cada celdilla.

En términos generales se puede decir que esta implementación provee de oportunidades de evaluación, de práctica apropiada y de aprendizaje oportuno, con múltiples grados y sobre todo con un arreglo jerarquizado de evaluadores, tanto de conocimientos como de habilidades, que nos permiten ofrecerles a los estudiantes entradas a micromundos debidamente organizados y completos y sobre todo semejantes al mundo instruccional del salón de clases.

Junto con la creación de modelos cualitativos, como el descrito en esta línea de investigación, hemos construido y probado instrumentos evaluativos en apoyo al aprendizaje estudiantil. Unos apoyados en lápiz y papel y otros en las ventajas que nos brinda la microcomputadora. Un ejemplo de estos últimos es el Sistema de Investigación, Evaluación y Tutoría Escolar, abreviado "SIETE" (Castañeda y López, 1992), del que forma parte la implementación neurocomputacional desarrollada en esta tesis.

El enfoque subyacente a la construcción del SIETE involucró aplicaciones de la Inteligencia Artificial y de los avances de la Ciencia Cognitiva a la Instrucción. Los productos del sistema aportan: a) una metodología (experimental y simulacional) capaz de dar respuesta a cuestiones sobre la naturaleza del aprendizaje

complejo y sobre los procesos cognitivos asociados a él; b) una innovación tecnológica útil para la evaluación, el diagnóstico y el entrenamiento en habilidades cognitivas de estudio y en el desarrollo de conocimiento dependientes de contenido, como el de física introductoría descrito líneas arriba, y c) la creación de un microlaboratorio, en español, útil para la investigación de procesos psicológicos complejos como son el lenguaje, el pensamiento, la comprensión, la atención, la motivación y la solución de problemas.

El sistema "SIETE" está integrado por módulos que realizan funciones específicas y que interactúan apoyándose para el diagnóstico y la intervención instruccional. En la figura No. 2 se ve su estructura.

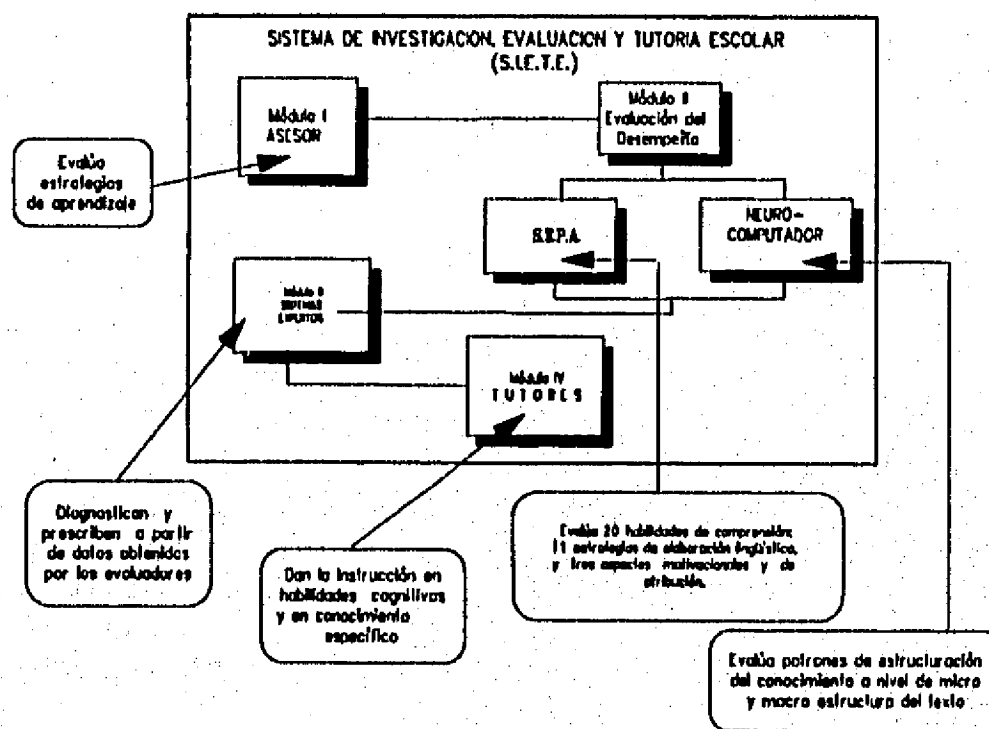


FIGURA No. 2

Sus funciones son: (1) registrar los antecedentes personales y evaluar las estrategias de aprendizaje del estudiante (López y Castañeda, 1990); (2) medir el nivel de habilidades cognoscitivas de estudio (en tareas de comprensión de textos, de estructuración del conocimiento y de producción y comprensión lingüísticas (Castañeda, López y Ramos, 1990); (3) evaluar, también, los componentes de personalidad como estilos cognitivos (Witkin, Moore, Goodenough y Cox, 1977, Goodenough, 1978 y Mayer, 1987), motivacionales relacionados con autoestima (Boekaerts, 1991), motivación de logro (Atkinson y Feather, 1966), expectativas y locus de control del éxito y del fracaso escolar (Weiner, 1980); (4) expresar resultados con indicadores del grado de riesgo que presenta un estudiante dado; (5) prescribir la intervención necesaria, de acuerdo al diagnóstico; (6) ofrecer el



tutorio prescrito y finalmente, (7) ayudar al usuario a realizar investigación (dadas sus capacidades de presentación de estímulos y de registro y calificación de respuestas) en el campo del aprendizaje estudiantil.

En la construcción del sistema "SIETE", se consideró fundamental minimizar los problemas de validez que aparecen cuando se quiere medir el aprendizaje, dada la variedad de tipos o niveles que complican la evaluación. Para ello, se planeó una conjugación apropiada de tareas, criterios e instrumentación, en la que más que producir exámenes rigurosos, las evaluaciones fueran multifacéticas y construídas con base en argumentos derivados de la integración de grupos múltiples de evidencias, al igual de como lo hacen los médicos expertos al establecer un diagnóstico.

La implementación de este sistema, vía computadora, enriqueció nuestra capacidad evaluativa, básicamente al apoyar la construcción de un modelo que toma en cuenta lo que el estudiante sabe y en lo que se equivoca, para de ahí prescribir la actividad remedial necesaria. Con base en él se puede diagnosticar a un estudiante o a un grupo de estudiantes si el sistema es implementado en red, como también se puede determinar qué instrucción darle y cómo dársela, atendiendo a su nivel de conocimientos, sus lagunas, y sus dificultades para el manejo del conocimiento adquirido. Actualmente se encuentra en estudio su posible comercialización.

Sin embargo, en la construcción de "SIETE" también se tuvo en cuenta la necesidad de contar con instrumentos capaces de evaluar el nivel de estructuración de conocimientos de los estudiantes. Este proceso es considerado fundamental para la vida académica. Una de las diferencias principales entre novatos y expertos estriba precisamente en la manera en la que los expertos organizan su base general de conocimientos sobre el mundo y sobre el tópico particular en cuestión y cómo es que en su ejecución habilidosa manejan las estrategias cognitivas para procesar la información.

La investigación experimental, a todo lo largo de nuestra línea de investigación, fue marcando reiteradamente que éste era un componente esencial en la ejecución académica de estudiantes de educación superior. Pero ¿cómo abordar la complejidad del estudio del proceso de estructuración del conocimiento, tratando de superar técnicas poco sensibles al contenido y al contexto, como lo han sido las técnicas convencionales usadas por la psicología cognitiva de los años anteriores? ¿Qué aproximación nos permitiría, de manera no apriorística, sino más bien dinámica y con gran validez ecológica el identificar los patrones de estructuración del conocimiento, dependientes de los diversos tipos de estudiantes?

La aproximación del procesamiento paralelamente distribuido (PDP) nos ofreció en este punto particular, una opción por demás útil.

Como ya se señaló, una ventaja del PDP es la del aprendizaje a partir de ejemplos, en los que se le presentan todos los posibles patrones al sistema y éste los aprende. Esto es, puede aprender los patrones de respuestas generadas por estudiantes expertos, tanto como los patrones derivados de estudiantes novatos. Así, en la construcción de un evaluador sensible al contexto y al contenido, es posible contar con tal aprendizaje.

Este aprendizaje utilizaría información empírica derivada de datos generados por los mismos estudiantes. Tales arreglos servirían como una base de conocimientos para que la red neuronal simulada extrajera información clasificatoria de los datos de los estudiantes, aprendida por ella misma. De esta manera, la implementación de un diagnosticador del nivel de estructuración del conocimiento facilitaría contar con un instrumento más sensible y con mayor validez empírica, dado que se basaría en modelos aprendidos por la red, a partir de cientos de instancias de respuestas de los mismos estudiantes y no por modelos formulados apriorísticamente por el investigador.

La red neuronal simulada desarrollada en esta tesis incorporó componentes como los descritos arriba, lo que hizo posible evaluar el nivel de estructuración del conocimiento en cuatro tipos de estudiantes. La red capturó las situaciones diferenciales de cada grupo generado experimentalmente y aprendió sus patrones particulares de estructurar componentes microestructurales (es decir, de coherencia local) de un texto dado. Gracias a que aprendió tales patrones y a su capacidad para recordarlos, es que la red puede reconocer patrones de estudiantes de alto, mediano y bajo riesgo, razón que ha permitido su incorporación como un elemento diagnóstico, en la evaluación que hace el sistema SIETE. Paralelamente, en otra investigación, se desarrolló otra red (López, Castañeda, Pineda y Orduña, 1992) que puso a prueba la efectividad de las redes neuronales para evaluar aspectos relacionados con la macroestructura (coherencia global) del texto.

El producto de este trabajo de tesis ofrece un modelo de evaluación alternativo, que permite considerar componentes simbólicos (semánticos) y subsimbólicos (de estructura) de la comprensión del texto, en el nivel microestructural (de coherencia local) del significado del texto. Sus bases se hallan cimentadas en el cuerpo de investigación sobre memoria semántica, comprensión de textos y sobre conexionismo, temas que serán desarrollados en el marco teórico de este trabajo, en los apartados correspondientes.

#### **a. 2) Sobre los problemas de estructuración del conocimiento que presentan los estudiantes universitarios.**

Consideramos que la instrucción puede ser conceptualizada, de manera general, como la comunicación de una **estructura de contenido** por parte de una

fuelle (ya sea un texto o una clase), a la **estructura cognitiva** de otra fuente (el estudiante). Ya se había dicho que ambas interactúan y requieren formar un todo para apoyar el aprendizaje académico.

Ahora bien, mientras que la **estructura de contenido** se refiere específicamente a la red de hechos interrelacionados en un material instruccional, la cual se comunica por medio de libros, artículos, manuales, exposiciones verbales, pictóricas, etc., la **estructura cognitiva** es un constructo hipotético referente a la interrelación de conceptos en la memoria de los individuos, sean estos maestros o estudiantes. Tal estructura depende, entonces, de las habilidades de aprendizaje, propias del estudiante, como de la **facilitación** o limitación dada por las aptitudes docentes del profesor y/o por la naturaleza de las tareas y los materiales instruccionales en el proceso de enseñanza.

Con base en lo anterior, es posible afirmar que uno de los objetivos principales de la instrucción es comunicar a los estudiantes una representación precisa de la estructura de contenido respecto de una materia, de tal forma que modifique su conocimiento previo y apoye la comprensión y el recuerdo posterior de la información nueva.

Es precisamente en este ámbito del aprendizaje verbal en el que el estudio de la lectura ocupa un papel preponderante, debido principalmente a que una **parte muy importante de la educación**, de la cultura y del conocimiento general de las personas, es adquirido, modificado, y perfeccionado mediante la lectura de materiales diversos.

A un nivel muy general, la tarea del lector que comprende lo que lee, puede ser considerada como la construcción de la representación mental de la información provista por el texto que es **integrada** dentro de su conocimiento, creencias, valores y metas. Se asume que la representación consiste en conceptos y proposiciones que forman una red interrelacionada, en la que lo relacionado, depende, en parte, de las propiedades del texto a ser comprendido y en parte de las relaciones asociativas y semánticas entre conceptos y proposiciones que están en la memoria de largo alcance del lector.

En este momento, cabe preguntarnos ¿qué tipos de problemas de estructuración aparecen durante la adquisición de conocimientos nuevos a través de la lectura en el aprendizaje académico?

Nosotros, como resultado de las aplicaciones de nuestros instrumentos a diversas muestras de estudiantes de educación media y superior tanto en la Universidad Nacional Autónoma de México, como en otras instituciones de educación públicas y privadas, durante más de 15 años, hemos podido identificar, de una

manera bastante precisa, algunos de los problemas más frecuentes en el aprendizaje derivado de la lectura de textos instruccionales, gracias a que las herramientas que utilizamos están orientadas a la evaluación cognitiva de las conductas de estudio y por otra parte, a que dichas herramientas tienen un buen nivel de validez y confiabilidad. Los problemas que mediante las herramientas antes mencionadas hemos encontrado, son, entre otros, los siguientes:

*Una sensible dificultad para abstraer la idea principal, el propósito, y las ideas de soporte de la información proveniente del texto* (Castañeda, 1981a; Castañeda y López, 1988a, Castañeda y López, 1989), debido a una cierta dependencia de lo impreso, de lo propiamente perceptual, más que de lo conceptual (Witkin y cols. op. cit). Dependencia, que al parecer, determina que los estudiantes de mayor riesgo fijen su atención y dediquen mayor esfuerzo cognitivo a componentes tipográficos o bien a componentes conceptuales más bien superficiales, descuidando la articulación e integración entre los conceptos y fallando no nada más en la estructuración del conocimiento sino también en su construcción simbólica (Castañeda, López y Espinoza, 1987.; Castañeda, Gómez y Ramírez, op.cit.),

Esta Ineficiente estructuración del conocimiento adquirido a partir del texto, *produce la inclusión de pocos conceptos y relaciones entre conceptos, hecho que además favorece el mantenerlos aislados. Esto genera el recuerdo de detalles, a veces irrelevantes, más que el recuerdo de lo esencial.* Los datos de nuestra investigación indican que en estos casos existen también, de manera general, *problemas en las estrategias de elaboración lingüística* (Castañeda, López, Gómez, Cabrera y Orozco, 1989), sobre todo en el bachillerato y en los semestres iniciales de la licenciatura.

Hemos encontrado, de la misma manera, que la *incapacidad para reconocer conceptos y relaciones también se presenta en la construcción de diversos tipos de relaciones entre conceptos, tales como el establecimiento de encadenamientos, ya sean de tipo causal o temporal, tanto como cierta incapacidad para identificar o bien organizar los niveles jerárquicos incluidos en el texto, deficiencia que les impide establecer las relaciones de supraordinación, subordinación y de carácter analógico que constituyen la estructuración más general del conocimiento* (Anderson, op. cit.). Otros problemas identificados ponen de manifiesto la insuficiencia en la construcción de agrupamientos categoriales, tanto como la incapacidad para identificar evidencias, soportes y conocimientos condicionales, requeridos para la adquisición del conocimiento (Castañeda, López y Romero, op. cit. y Castañeda, Gómez y Ramírez, op. cit.).

Con relación a esto, los teóricos cognitivos de una u otra forma, categorizan dos tipos de procesos interactuantes en la lectura comprensiva. Nos referiremos,

en este trabajo, de manera genérica a los procesos de bajo y alto nivel, ambos procesos componentes de lectura (Britton, Glynn, Meyer y Pandal (1982). Los procesos de **bajo nivel** son los que tienen que ver con la decodificación del texto, son un nivel básico para iniciar la comprensión e incluyen como componentes: el reconocimiento de palabras, el acceso léxico en contexto, la construcción silábica, el procesamiento sintáctico y el análisis gramatical de oraciones. Estos procesos están fuertemente relacionados con los aspectos de la microestructura de la cognición.

En el aspecto **microestructural** (Kintsch y van Dijk, 1978), el texto está a un nivel local que **integra una estructura de relaciones entre proposiciones individuales**; este nivel comprende el reconocimiento de letras, palabras y oraciones. Según Britton, Glynn, Meyer y Pandal (op. cit.) son estructuras independientes del contenido y constituyen la manera de expresar proposicionalmente el texto. Este nivel es lo que van Dijk (1980) llama coherencia local o lineal, es decir, el de las relaciones semánticas únicamente entre oraciones individuales.

Sin embargo, la semántica se basa no sólo en oraciones, sino también en proposiciones que permiten, finalmente, dejar a las oraciones que las expresan, llamarse falsas o verdaderas. A este nivel, un texto puede presentar coherencia **causal**, es decir, relacionar proposiciones donde un primer hecho es causa o consecuencia de un segundo.

Los procesos de **alto nivel** están asociados, por otra parte, a la integración y/o comprensión del texto. Sus elementos son: activación de esquemas (Vega, 1986), el uso de estrategias de procesamiento (Britton y cols., 1985; Castañeda y cols., 1988 a) así como la interacción entre las estructuras del texto y las del lector. (Castañeda y cols., 1988 b; Perfetti y Curtis, 1986).

Este segundo nivel de estructura involucra al texto como una unidad completa que da cuenta del contenido global del discurso (Kintsch y van Dijk, 1978). Su nivel es de naturaleza semántica y es una representación abstracta de la estructura global del significado de un texto (coherencia global). Como menciona van Dijk (1978) un discurso será comprensible y coherente si los enunciados y proposiciones son conectados y organizados globalmente a nivel de macroestructura. El término macroestructura es relativo respecto a otros de orden inferior (microestructura). Una parte de un texto a nivel macro puede ser micro en relación a todo el contenido.

Cabe mencionar que si bien éstos procesos, micro y macroestructurales, son interactivos, los de bajo nivel no necesariamente dependen de los de alto nivel para ejecutarse, aún cuando de manera inversa sí, pudiendo además presentarse los procesos de bajo nivel sin comprensión del texto.

Ahora bien, la evidencia experimental ha mostrado que una de las causas de las diferencias individuales entre los buenos y malos lectores se deriva del grado de eficiencia y pertinencia para manejar tanto los procesos de bajo como de alto nivel (Castañeda y López, 1988a y De Vega, op. cit.), así como del tipo de texto y propósito de lectura.

Castañeda, López y Romero (op.cit.) demostraron que al variar las estructuras y los patrones retóricos de los textos se modificaba la estructuración de los componentes micro y macroestructurales de su comprensión. Mostraron cómo es que diferentes estructuras textuales, tienen efectos diferenciales sobre la comprensión y recuerdo de los mismos, dependiendo del nivel de ejecución de la estrategia de procesamiento inducida experimentalmente. En textos con poca dificultad léxico-sintáctica y empleando estrategias de organización (agrupamiento y encadenamiento) se guió el procesamiento a la identificación de relaciones conceptuales pertinentes al contenido, favoreciendo una representación situacional del texto, misma que facilitó la comprensión y el recuerdo apropiados.

En otros estudios (Castañeda y López, 1988a; Castañeda, López, Castro y Heman, 1985) se mostró cómo es que *textos demasiado técnicos y difíciles léxicamente, además de necesitar de la recuperación de los esquemas de alto nivel que den cuenta de ellos, requieren de procesos de bajo nivel automatizados, necesarios para apoyar la comprensión total de lo leído*. En cambio, con textos de tipo descriptivo, ésta necesidad de automatización no resultó tan evidente (Castañeda y López, 1988 b). Mediante análisis factoriales encontraron estructuras diferentes de procesos de bajo y alto nivel, dependiendo de las características de los textos científicos empleados y las características de los lectores. Con esto se enfatizó, una vez más, la influencia de diversos componentes contextuales sobre el aprendizaje y la comprensión de textos.

La investigación se llevó a cabo con 4108 estudiantes de nivel medio superior del Colegio de Ciencias y Humanidades, sin problemas aparentes de lectura. Fueron analizados tres textos instruccionales de carácter científico: física, química y método experimental.

Se puede decir, en lo general, que los hallazgos además de demostrar estructuraciones diferenciadas, dependientes de la estructura del texto y de su integración con la estructura cognitiva del lector, dan cuenta de que la dificultad de los textos no es un elemento inherente a los textos mismos, sino resultado de una interacción entre el lector y el texto. Debo resaltar aquí el efecto de las variables contextuales antes citadas.

Al parecer, *en la medida en que el texto es difícil léxicamente y sobrecarga la capacidad del lector para realizar su representación adecuada, mayores compo-*

*nentes de bajo nivel (análisis léxico sintáctico) se requieren manejar, paralelamente, con los componentes integrativos. Naturalmente, llevar a cabo tal procesamiento le requiere al lector de mayor tiempo.*

Derivado de los hallazgos anteriores se asume que los componentes de lectura de bajo y alto nivel son elementos interactuantes que se ven afectados por las características del lector, del texto y del propósito de la lectura, básicamente. Es importante enfatizar, con el apoyo experimental descrito arriba, que ambos componentes no presentan una organización fija. Por el contrario, se estructuran de la manera más conveniente para el lector de acuerdo a sus necesidades y al texto empleado.

Los hallazgos de este estudio apoyan la idea de que no existe un proceso unitario de comprensión, sino que ésta depende de las diferentes situaciones, lectores y contenidos, tal y como lo han señalado Van Dijk y Kintsch en su modelo de 1983 y como lo enfatiza posteriormente Kintsch (1992a) al referirse al **modelo situacional**. Distinguen van Dijk y Kintsch (op. cit.) entre lo que es propiamente la representación mental del texto a la que llaman **texto base**, de lo que es la representación de la situación descrita por el texto e integrada dentro del conocimiento previo del lector, a la que llaman **modelo situacional**. Su estructura no necesita ser la misma que la de la macroestructura del texto. Es independiente de la organización retórica del texto y refleja la estructura del dominio más que la estructura del texto.

Es con base en la evidencia descrita arriba que Castañeda y López (1988a) propusieron un *modelo interactivo sobre la comprensión de textos instruccionales de contenido científico. El modelo además de incorporar las características micro y macroestructurales del texto considera las demandas de micro y macroprocesamiento que el lector requiere satisfacer.*

En un estudio posterior sobre procesos de estructuración en comprensión de textos instruccionales, Bañuelos (1990) dio apoyo empírico al modelo de Castañeda y López citado arriba. La estructura factorial de los procesos componentes de lectura que identificó fue consistente con los hallazgos encontrados previamente. Dependiendo de las características del texto y de las habilidades de lectura del lector que se pusieron en juego, se estructuraron diferencialmente los componentes de lectura de alto y bajo nivel. Dadas las características estructurales del tipo de texto científico en particular, los sujetos requirieron manejar paralelamente procesos básicos y de integración de textos. Llevar a cabo esto les requirió de mayor capacidad cognitiva dedicada al procesamiento.

Entonces, un aspecto importante que debe ser enfatizado aquí se fundamenta en la conceptualización de la comprensión de textos: en ella, **el texto, su lector,**



**el contexto y el objetivo de lectura**, son elementos que actúan conjuntamente y no deben olvidarse durante la investigación de procesos de estructuración del conocimiento derivado de la lectura. Dado que comprender un texto significa transformar una secuencia de palabras, oraciones, y párrafos, en una estructura conceptual coherente, es decir, en un conocimiento sintetizado (Breuker, 1984), variaciones en algunos de los componentes producirán efectos diferenciales sobre la comprensión.

Las evidencias experimentales señaladas, plantearon la importancia de la interacción entre las estructuras del texto y las del lector, pero no pudieron aportar un marco de trabajo evaluativo mediante el cual se pudiera estudiar dinámicamente cómo se transforma la estructura del lector, en la medida en que va incorporando los conocimientos del texto. El trabajo que aquí se presenta está relacionado precisamente con el estudio de tales transformaciones.

En la literatura Internacional (Chi, Glaser, y Farr, 1988; Negrete, Castañeda y López, 1988) este tópico constituye una de las dimensiones fundamentales del estudio de la pericia humana: se sabe que los expertos de diversas áreas como son la física, la medicina, la historia y los ajedrecistas tienen más y mejor organizadas sus estructuras de conocimiento, con lo que logran que la búsqueda a través del espacio del problema (por ejemplo, establecer un diagnóstico médico o bien despejar una ecuación) sea más eficiente.

Sin embargo, todavía se desconoce cómo es que esto se presenta en otros muchos dominios de conocimiento, entre ellos el del aprendizaje y la comprensión de textos sobre psicología.

En resumen, en el estudio sobre procesos de estructuración del conocimiento, como los aquí revisados, se marca como aspecto a ser considerado, el efecto del contexto y de las variables situacionales sobre la combinación de componentes estructurales y situacionales del texto, por lo que es importante utilizar técnicas que sean sensibles a su influencia. De aquí la importancia de revisar aquellos cuerpos teóricos que permitan el estudio de los efectos del contenido y del contexto sobre los procesos psicológicos, particularmente aquellos involucrados con el aprendizaje estudiantil.

### **a.3). Sobre la necesidad de generar conocimiento para entender el aprendizaje complejo y los procesos cognitivos que lo acompañan a partir de modelos cognitivos.**

Newell (citado por Pylyshyn, 1989), supuso que la cognición es una especie de computación que se da en una base biológica. Planteó que las computadoras son mecanismos que, gracias a su capacidad de cómputo pueden, por un lado, igualar



la plasticidad de la cognición humana y, por el otro, pueden ser dependientes del conocimiento, propiedad que está presente, también, en la cognición de los humanos. Dado lo anterior, Newell explicó la cognición en términos de "mecanismos", en los que la universalidad es vista en función de los "mecanismos formales" (algoritmos), con los que un sistema de procesamiento de símbolos puede producir cualquier función arbitraria de entrada y de salida de datos.

Con base en esta línea de pensamiento, Fodor y Pylyshyn (1988) consideran que la cognición humana, al igual que la computadora, tiene tres niveles de organización:

- a) el propiamente semántico, donde hombres y máquinas hacen cosas para las que dicen tener metas y conocimientos y se conectan al mundo de una manera significativa, que en algunas ocasiones hasta parece ser racional,
- b) el nivel del símbolo, en el que está codificado el componente semántico. Al parecer, los códigos y su estructura, tanto como las regularidades por las cuales son manipulados, constituyen otro nivel de organización del sistema general.
- c) el nivel necesario para que el resto de los niveles se realicen. Este hace referencia a la estructura y a los principios por los cuales las funciones de los objetos físicos corresponden al nivel físico o biológico.

Se abre entonces, una pregunta que debe ser contestada al interior de modelos computacionales de la cognición, que es ¿cómo explicar que de un nivel físico se llegue a un nivel semántico?

Para Fodor y Pylyshyn (op. cit.) el problema queda definido en términos de explicar cómo es posible para un sistema físico dado, como puede un ser humano, comportarse en formas que corresponden a principios derivados del nivel semántico, siendo que al mismo tiempo él está siendo gobernado por principios y por reglas de lo físico.

La explicación que ofrece la cognición orientada al procesamiento simbólico (Pylyshyn, 1989) es que: "al parecer, el contenido semántico está relacionado al estado del sistema mediante una relación semántica, relación que a su vez es bastante diferente de las leyes propiamente naturales" (pag.56). Y para explicarla asume que sólo existe un candidato: el conocimiento está codificado por un sistema de códigos simbólicos, que representan las propiedades que causan las conductas en cuestión.

Fodor y Pylyshyn (op. cit.) consideran que este sistema de códigos debe estar

estructurado de una manera muy parecida al lenguaje, dado que la capacidad representacional e inferencial de los sistemas inteligentes es sistemática. Es decir, se comporta de tal manera que las cosas no se representan de manera individual, ni las inferencias se dan de manera aislada, mas bien, ambas se dan en contextos donde hay diversos componentes conceptuales en interrelación. Estos componentes conceptuales se derivan, al parecer, del uso de estructuras simbólicas para representar el conocimiento y para servir como base para las inferencias.

En términos generales, estos supuestos forman parte del modelo de Procesamiento Humano de Información.

El modelo de Procesamiento Humano de Información (PHI) fue desarrollado por Newell y Simon en 1972 y revisado por el último en 1978. En esta revisión, el sistema humano de procesamiento de información es concebido como un sistema serial en el que los procesos básicos son ejecutados en milisegundos. El modelo fundamenta su capacidad para estudiar los procesos psicológicos complejos en la analogía mente-computadora. Esta analogía está basada en el test de Turing (1950), en el que se plantea que si la ejecución de dos sistemas de procesamiento, en una tarea dada, se asemejan tanto que no pueden diferenciarse uno de otro, ambos deben ser considerados como idénticos (hombre y computadora). Se asume en la analogía que ambos sistemas recogen información, operan con ella y generan una respuesta apropiada. En este modelo se parte del hecho de que durante los eventos del aprendizaje se modifican y transforman los datos que entran a la estructura cognitiva. La transformación de la información que es recibida, se concibe como movimientos de un estado a otro.

El P.H.I. postula como sus elementos más significativos a los símbolos, motivo por el cual se le conoce también como el **paradigma simbólico**. En él se asume que el sistema cognitivo opera símbolos secuencialmente y acepta la ubicación localista del significado.

Para el **Procesamiento Humano de Información**, hay cuatro suposiciones teóricas importantes de ser revisadas en este trabajo. Estas son:

**1. La existencia de procesos formales de información**, por lo que tanto la información como sus procesos, pueden ser estudiados como patrones o como manipulación de patrones de información.

Por ejemplo: los números siempre se suman de derecha a izquierda en función de lo que representan.

Es decir se trabaja con **REGLAS O ALGORITMOS**.

El algoritmo es un procedimiento formal que ha sido definido en términos de las formas de los símbolos más que de sus significados. Cualquier operación, como lo pueden ser la adición, la resta y la multiplicación, es posible efectuarla mediante la manipulación algorítmica de patrones de información, siguiendo el procedimiento aplicado a cada caso (sumar, restar, etc).

Con el uso de los algoritmos se demuestra que un rango infinito de conductas puede ser logrado mediante un sistema finito. Y se asume que en tanto que los algoritmos pueden ser ejecutados sin conocimiento algunos sobre sus significados, también pueden ser ejecutados por las computadoras (Vega, op. cit.).

Por ejemplo, tanto el hombre como la máquina pueden efectuar un número infinito de multiplicaciones, aplicando un número limitado (finito) de reglas (procedimiento o algoritmo), indistintamente de qué es lo que se está multiplicando (objetos, cosas, etc).

## **2. La segunda suposición establece que se requiere de la representación.**

**Las representaciones**, son formatos en los que se registra internamente la información del ambiente. Son traducciones de una situación dada en un sistema compuesto de un "vocabulario" que nombra cosas y relaciones; de operaciones que pueden ser ejecutadas sobre ellas y de hechos y requisitos acerca de éstas.

Por ejemplo: la representación de casa:

- es la traducción de una cosa mediante una palabra que la identifica ("casa").
- posee características (paredes, techo, habitaciones)
- expresa funciones (sirve para vivir en ella).

**Las representaciones tienen como finalidad simplificar el problema de contestar a una clase restringida de preguntas acerca de una situación dada. Por lo que la selección de la representación debe estar orientada a la meta.** Por ejemplo, crear una imagen mental (un mapa) de un sitio, para llegar a él rápidamente.

**La utilidad de una representación dada, depende de su generalidad, es decir debe existir un número grande de dominios de problemas, razonablemente distintos, a los cuales puede ser aplicada.** Por ejemplo, reconocemos de inmediato la imagen de un perro como una de las categorías de "animal" y podemos identificarla con un nombre ("perro"), gracias a un código verbal (nombre), inde-

pendientemente de su color, edad, raza, etc.

Se asume la existencia de diversas formas en las que puede representarse el conocimiento. Entre las principales se encuentran: las **proposicionales**, las **imaginables** y las **producciones** (reglas del tipo Si x, entonces y).

3. El tercer supuesto plantea que **los procesos de información pueden y deben ser estudiados sin referencia a lo físico o biológico**. Esto es, podemos estudiar y entender el algoritmo de una suma o multiplicación, sin el conocimiento sobre cómo es realizado por las neuronas en el cerebro humano o por los chips de silicón en la máquina.

4. El cuarto y último supuesto es que hay que **entender tanto los procesos formales que manipulan símbolos como sus posibilidades de implementación física en cerebros y máquinas**. Sin lugar a dudas las propiedades físicas de un organismo y una máquina imponen restricciones de velocidad y precisión sobre la operación de los procesos de información. Compárese la velocidad con la que las redes de una computadora pueden resolver una operación matemática con la de los humanos. Esta suposición hace que la ciencia cognitiva tenga una relación simbiótica con neurociencias e ingeniería electrónica.

Sin embargo, el paradigma PHI ha tenido limitaciones para estudiar el **aprendizaje (Vega, 1986)**, dado que al centrarse en estudiar cómo es que se representa la información en la memoria ha descuidado el entendimiento de la forma en cómo se adquieren o modifican tales representaciones. En el ámbito cognitivo se le considera insuficiente en cuanto a aportar una teoría del aprendizaje capaz de explicar la adquisición de los esquemas complejos que postula.

Otro aspecto fundamental para el modelamiento de los procesos cognitivos humanos es el interés de la Ciencia Cognitiva por conocer cuándo un modelo computacional está empíricamente validado, es decir, cuándo es que se corresponde con procesos cognitivos humanos. La "correspondencia" puede ocurrir en dos niveles:

- a) aquel en el que el modelo haga las mismas funciones de entrada y de salida que está haciendo el organismo que se está modelando y se relacione fuertemente con el proceso cognitivo, es decir, que realice la misma función particular, por ejemplo, ejecute un algoritmo particular,
- b) aquel en el que el modelo se relacione débilmente, como sucede en la simulación, en la que no se requiere que el modelo se corresponda fuertemente con todos los requisitos empíricos señalados por el modelo para la representación del proceso cognitivo.

Un aspecto central de esta discusión es la **arquitectura funcional de la computadora**, como una cuestión del nivel de especificidad (o agregación), en el que se pueden ver los procesos cognitivos. La descripción de la arquitectura funcional, establece, también, las propiedades funcionales del sistema cognitivo que están determinadas por su estructura. Entonces, definir un nivel apropiado de correspondencia entre el modelo y el proceso cognitivo, también tienen que ver con la especificación de la arquitectura funcional de la computadora cognitiva.

Según Rumelhart (1989a), la arquitectura es la que determina cuáles tipos de algoritmos son más fácilmente llevados a cabo en la computadora en cuestión. Por ejemplo, la estrategia básica de la aproximación conexionista es tomar como unidad fundamental de procesamiento algo muy cercano a una neurona abstracta, en vez de tomar como elemento central a los símbolos y a las reglas que los operan. De esta manera, la computación se lleva a cabo a través de interacciones simples entre tales unidades de procesamiento. La idea esencial es que estos elementos de procesamiento se comuniquen mandando números a lo largo de las líneas o relaciones que las interconectan. Así, los modelos conexionistas pueden ser caracterizados como "inspirados neurologicamente".

Surge así, con base en este punto, otra pregunta cuya respuesta habrá que considerar. Esta es, ¿cómo afecta al conocimiento generado hasta este punto, el cambiar la metáfora mente - computadora de Newell, Fodor y Pylyshyn, por la de "mente - cerebro" de Rumelhart y otros muchos conexionistas? ¿qué elementos son aceptables en esta metáfora y cuáles procesos pueden ser incluidos?

Rumelhart (op. cit.) plantea que la diferencia mayor estriba en cómo es que se representa, en las diferentes aproximaciones cognitivas, la relación entre el tiempo que consumen las neuronas biológicas para producir una respuesta. Las neuronas usan una escala de milisegundos, en tanto que las microcomputadoras contemporáneas lo hacen en una escala de nanosegundos (10 a la sexta más rápidamente). Y dado que la realización de un proceso psicológico, como la comprensión de oraciones, por ejemplo, toma alrededor de un segundo, se asume que en él se dan varios pasos serialmente, cerca de 100. Por lo que Feldman (citado en Rumelhart, op. cit.) supone la existencia de un requisito al que llama "el programa de 100 pasos". Programa que impone una restricción al sistema de procesamiento, que es, representar adecuadamente la complejidad del proceso, dado que se involucra un número extenso de requisitos simultáneos, dependientes de cada unidad de procesamiento implicada. Rumelhart asume que esta condición de exigencia es mejor satisfecha por una arquitectura que plantea la interacción de múltiples unidades de procesamiento, como la conexionista, en la que su algoritmo de procesamiento paralelo, se encuentran en mejor capacidad de hacerlo. Aún cuando el cerebro sea más lento que la computadora, tiene un gran número de componentes (billones de unidades de procesamiento que deben de trabajar en

paralelo, tratando de cooperar en la realización de las actividades).

La aproximación conexionista representa al sistema de procesamiento cognitivo en este mismo sentido. Ve los fenómenos estudiados como productos de un tipo de procedimiento de satisfacción de criterios, en el que una gran variedad de requisitos actúan simultáneamente para producir un comportamiento. Por lo que el conexionismo no ve a la conducta como el producto de un componente del sistema cognitivo, individual y aislado del resto, sino como el producto de un grupo extenso de componentes interactuantes, que se requieren, mutuamente y que contribuyen, a su manera, a la conducta global del sistema cognitivo.

En 1969, Minsky y Papert (citados por Rumelhart, op. cit.) ya habían señalado la dificultad de los modelos simbólicos para resolver problemas del tipo "mejor igualación", desde la perspectiva del procesamiento serial.

Con esto, concluye Rumelhart (op. cit.) los sistemas inspirados en la metáfora "tipo cerebro", no sólo intentan, en un futuro, caracterizar cómo es que los cerebros procesan algunas tareas, sino que, fundamentalmente, tratan de resolver los problemas computacionales que se han mostrado difíciles de resolver en marcos tradicionales. Aquí es donde, finalmente, deben ser evaluados los sistemas conexionistas o paralelamente distribuidos.

Con base en lo anterior, el paradigma, **Procesamiento Paralelamente Distribuido** asume que la cognición representa la emergencia de estados globales a partir de un arreglo de componentes simples. Sus elementos más significativos son esquemas de actividad complejos entre los múltiples elementos que constituyen la red neuronal. Se le conoce con diversos nombres, como son: **Paradigma Sub-simbólico o Conexionismo, cuando se le relaciona a una orientación más bien teórica y Redes Neuronales Artificiales o Neurocomputación, cuando el énfasis se da a lo propiamente computacional.**

El paradigma conexionista (PDP) rechaza la arquitectura de símbolos y reglas que requieren de la incorporación de procedimientos explícitos para determinar una actividad cognitiva y se interesa, más bien, en la investigación sobre el desarrollo de una **estructura interna del signo**, considerando que el **aprendizaje es la actividad natural del sistema.**

En estos modelos conexionistas, en vez de que cada concepto sea representado localmente por un nodo específico, se plantea que las representaciones conceptuales constituyen patrones de activación distribuidos sobre un número de unidades de la red, patrones que a su vez originan por sí mismos, más actividad de procesamiento sin la necesidad de un procesador central. La propiedad más interesante de los sistemas conexionistas, las redes neuronales, es que pueden

aprender (Hinton, 1989).

Las redes neuronales desarrollan automáticamente sus propias representaciones internas de los datos de entrada, lo que les permite ejecutar la tarea, por ejemplo reconocer un patrón perceptual. Estas representaciones internas, frecuentemente, capturan (codifican) rasgos importantes de alto nivel del dominio y le permiten al sistema generalizar su comportamiento más allá de la situación de entrenamiento (reconocer un patrón como un patrón perceptual de "B", en presencia de sólo una parte del patrón inicial). La propiedad de que la representación del conocimiento sea de **naturaleza distribuida** (es decir, que cada conexión contribuya a la formación de muchas memorias), le permite al sistema funcionar después de haber sido dañado y le da la oportunidad para que reentrene a la red y restablezca sus capacidades originales. Dado lo anterior, el nivel de fragilidad de las redes neuronales es muy bajo, lo que establece una clara ventaja de la aproximación subsimbólica sobre la simbólica. Tal "memoria asociativa distribuida" es una característica básica de la neurocomputación, ya que explica la forma en cómo las redes almacenan la información.

Los pesos de las conexiones, es decir los valores que tienen las conexiones entre los diversos elementos de procesamiento, dependientes del grado de activación o inhibición con las que se interrelacionan, son las unidades de memoria de la red. Los valores de los pesos representan el estado actual de conocimiento de la red. Estas redes ajustan sus propios pesos hasta conseguir un estado estable gracias a la acción de algoritmos de aprendizaje bien conocidos. Tal ajuste de pesos es realizado hasta que las redes son capaces de ejecutar alguna tarea particular, previa satisfacción de un criterio específico de convergencia.

Un conocimiento representado, por ejemplo, en un par "estímulo- respuesta esperada", está disperso en muchas unidades de memoria, es parte de otras unidades y está contenido junto con otros conocimientos almacenados en la red.

Otra propiedad de las redes neuronales es la de carecer de reglas explícitas, propiedad que es central para su funcionamiento.

Las reglas, más bien, están al nivel de las unidades individuales de procesamiento en términos de umbrales de activación y pesos de conexiones; las representaciones se realizan solamente en patrones específicos entre muchas de tales unidades. El conocimiento está incorporado en requisitos de interacciones excitatorias e inhibitorias entre unidades. Las interacciones se realizan en la red en términos de valores de activación y de fuerzas de conexiones, las que caen en estados estables de actividad apropiadamente organizada en patrones de interconexión. Los principios que gobiernan la **activación son, de hecho, de inferencia**



**estadística.** Los principios que gobiernan la **modificación de las fuerzas de las conexiones** son, de hecho, **procedimientos de aprendizaje y memoria**, como por ejemplo, el aprendizaje asociativo o competitivo y el recuerdo por reconocimiento de patrones.

Las representaciones subsimbólicas interactúan mediante superposición a la manera de estructuras de ondas en sistemas físicos. En estas memorias superposicionales, por ejemplo, el concepto de perro está constituido por los pesos excitatorios entre las conexiones de varios conceptos: mamífero, cuadrúpedo, que ladra, se llama Fido y es maltés, vs. pesos inhibitorios como conceptos: ballenaceo, bípedo, muge y es Holstein. En cambio, el concepto vaca supondría otros pesos excitatorios entre los conceptos referidos.

**Tales micro-rasgos**, son propios de la representación distribuida y son conocidos también como **representaciones subsimbólicas**, y en redes neuronales altamente distribuidas, pueden ser fácilmente removidos sin que se pierda sensiblemente la significación semántica. Esto sucede porque los micro-rasgos no permanecen como elementos individuales, sino que más bien adquieren una significación semántica que elude la especificación, en los términos de agrupamiento que utiliza nuestro lenguaje cotidiano. Esto es lo que se denomina como "transferidos a la dimensión" (Clark y Lutz, 1992), es decir, que no están especificados usando los símbolos del lenguaje público. Y es precisamente esta característica, según Rutkowska (1992), la que constituye un posible avance del conexionismo sobre otras aproximaciones, sobre todo al tratar de entender el desarrollo del niño y cuando los símbolos ordinarios de la psicología tradicional son de utilidad dudosa.

Esta propiedad permite a sistemas conexionistas que despliegan representaciones altamente distribuidas almacenar su conocimiento de una manera **superposicional**. Esto significa que muchos ítemes de información son almacenados en una cuidadosa orquestación de grupos de fuerzas de conexiones. La representación resultante es altamente dependiente del contexto, por ejemplo: café en grano puede incluir una asociación entre café y envase de papel; en tanto que café en taza representaría otro arreglo específico de micro-rasgos, tal vez, café y envase de vidrio. Por esto es que se dice que el contexto de ocurrencia (Smolensky, 1987) se refleja también en la constitución interna del símbolo distribuido.

La propiedad de las redes altamente distribuidas resultó de peculiar importancia al simular los modelos de las redes naturales generadas en esta tesis. No nada más se representaría la microestructura del texto con relación a cada concepto clave simulado, sino que también se estaría en la capacidad de representar el contexto de ocurrencia dependiente de cada tipo de estudiante (por ejemplo: la red de un estudiante de alto riesgo vs. la red de un estudiantes de bajo riesgo).



Las redes neuronales altamente distribuidas han constituido una variedad que han despertado preguntas profundas e importantes en el campo de la cognición. Entre otras, aquellas relacionadas con el carácter del procesamiento cognitivo: ¿deberíamos concebirlo como esencialmente lógico, simbólico y gobernado por reglas, o es, esencialmente suave, no lógico y más parecido a un sistema físico?

Oaksford, Chater y Stenning (1992) consideran que hay un cuerpo extenso de evidencias en contra de la imagen lógica-simbólica. Argumentan que los humanos hemos mostrado, consistentemente, ser malos para ejecutar con inferencias lógicas, con el recuerdo arbitrario de símbolos, etc.; en tanto que hemos mostrado ser muy buenos para el recuerdo dependiente del contenido y el razonamiento de sentido común. Al parecer, los modelos simbólicos han hecho la predicción del patrón de competencias sólo que al revés, en tanto que los modelos conexionistas parecen ser más aptos para desplegar nuestras características.

Así, la aproximación conexionista ha forzado a volver a revisar planteamientos que tácitamente habían guiado la ciencia cognitiva en el pasado, como también han proveído de un marco de trabajo constructivo en que pueden ser cuestionados.

Según Smolensky (op. cit), la tradición racionalista del estudio de nuestra vida cognitiva ha negado los aspectos "suaves" de la cognición, insistiendo que la naturaleza y esencia de la inteligencia es lógica y sigue reglas formales exclusivamente.

En general, se puede decir que las redes neuronales son recursos de aprendizaje muy poderosos, que gracias a la exposición a muchas instancias al tipo de problema que tienen que resolver, pueden aprender (frecuentemente) un grupo de representaciones internas que capacita al sistema para resolver otros problemas en el mismo dominio. También se puede concluir que se trata de una metodología en la que el mundo externo dirige al modelo computacional, de una manera muy directa y no "ad hoc", como sucede en la aproximación simbólica.

El sistema conexionista no deposita en las estructuras simbólicas atómicas las bases del pensamiento, como tampoco deposita en operaciones lógicas sobre estructuras simbólicas, los mecanismos del razonamiento. Más bien, lo considera como un tipo de tarea de reconocimiento perceptual que involucra el completamiento de patrones de subsímbolos. Así, los conexionistas no escriben programas computacionales en la manera tradicional. Más bien, establecen una arquitectura (capas, unidades y reglas) y escogen un grupo de datos como alimentación a la red neuronal. Toda vez que esto ha sido elegido el sistema aprende (o no aprende) la tarea requerida gracias a un entrenamiento extenso por ejemplos.

La diferencia entre los paradigmas simbólico y sub-simbólico plantea los diferentes niveles de explicación alcanzados en el estudio de la cognición actualmente. Se había considerado que el nivel de explicación del paradigma subsimbólico era el de un nivel más alto que lo biológico, pero menos que el nivel simbólico cognitivo. Por ejemplo, las primeras fases de la visión podrían ser conexionistas (paradigma subsimbólico) a nivel de la corteza visual primaria. Después, a nivel de corteza inferotemporal, la descripción podría ser sobre programas simbólicos.

Pero Rumelhart planteó en 1989 que es posible extender la aplicación de modelos conexionistas a los dominios de los procesos mentales superiores, como son el pensamiento y el razonamiento.

Particularmente lo cree posible en el razonamiento por similitud (Rumelhart, 1989). McClelland y él (1985) han estudiado sistemas de memoria superposicionales y han mostrado cómo éstos pueden ser aplicados a un cierto rango de los fenómenos de memoria. Por ejemplo, para ellos una experiencia corresponde a un patrón de activación de las unidades de memoria y una huella mnémica corresponde al grupo específico de cambios en los pesos que ocurren en respuesta a una experiencia particular, por lo que asumen que la memoria semántica puede ser sólo el residuo de la superposición de huellas episódicas. Por ejemplo: a lo largo de experiencias repetidas con los mismos patrones en diferentes contextos, el patrón permanecerá en las interconexiones de las unidades relevantes para el subpatrón de contenido, pero las asociaciones particulares a un contexto particular serán limpiadas. Y el material que sea presentado en un solo contexto tenderá a ser ligado con el contexto, por lo que no seremos capaces de recordarlo en otras situaciones (por ejemplo, recordar las palabras café y frasco, cuando se está recordando café instantáneo y no cuando se recuerda café en grano).

El corazón de la cuestión, dice Rumelhart, es que el acceso a la memoria está determinado por la semejanza entre los patrones del input y los patrones almacenados, es decir está **ligado al contenido**. Al parecer lo que está almacenado es el grado en el que ciertos micro-rasgos son capaces de predecir otros. Así cuando hay regularidades en los patrones almacenados, la presentación de patrones parecidos puede hacer que éstos sean almacenados como una instancia particular y de ésta manera el sistema pueda responder a situaciones novedosas, sin necesitar usar los símbolos de la lógica formal (por ejemplo, para recordar si es café de grano o no, no es necesario aplicar un razonamiento deductivo del tipo modus ponens).

La precisión y el detalle con los que se han desarrollado los modelos computacionales de aprendizaje, unidos a su potencia de cálculo, permiten simular aprendizajes relevantes y especificar algunos de sus mecanismos, particularmente, porque son capaces de procesamiento paralelo y por la utilización de

activación excitatoria e inhibitoria.

Lamentablemente, son muy pocos los trabajos orientados neurocomputacionalmente que a la fecha se han abocado a trabajar en el campo de los procesos complejos, particularmente en aquellos relacionados con el aprendizaje estudiantil. Algunos de ellos están constituidos, fundamentalmente, por los trabajos de Kintsch (1988; 1992a) y sus colaboradores (Kintsch y Welsh, 1991 y Otero y Kintsch, 1992). En sus trabajos han utilizado un modelo híbrido para representar la estructura del texto (modelo proposicional) y un modelo conexionista para representar la estructura del lector (modelo situacional). Sus objetos de estudio han sido: la detección de contradicciones en un texto (Otero y Kintsch, op. cit.), el efecto de activación de estructuras de conocimiento o priming (Kintsch y Welsh, op. cit.) y el estudio del rol de los indicadores sintácticos y las inferencias causales sobre la construcción de modelos situacionales de historias (Kintsch, 1992a).

Es importante subrayar aquí la necesidad de explorar la capacidad de los sistemas conexionistas para representar otros procesos, entre ellos, los de estructuración del conocimiento. En su desarrollo, los modelos neurocomputacionales requieran de complementación derivada de técnicas simbólicas, como las usadas por el paradigma de Procesamiento Humano de Información para tal efecto. Entre otras, se contaría con la de redes semánticas y con las de estructuración de esquemas. A partir de lo que se defina como nodo (una proposición, como es el caso de Kintsch o un primitivo semántico, como sería el caso para Quillian, 1968, por ejemplo) es posible crear una red neuronal que aprenda el patrón de las conexiones que se requiere para estructurar un concepto o esquema dado. La investigación en el área, aún cuando incipiente, sustenta tal posibilidad.

Finalmente y parafraseando a Pylyshyn (op. cit.) queda todavía por identificar cuáles fenómenos no pueden ser explicados por modelos computacionales del tipo tradicional (es decir, basados en la aproximación de procesamiento simbólico), lo que en tal caso le dará la razón a los conexionistas. Sin embargo, él cree que el razonamiento, al igual que otros procesos cognitivos de índole superior, como todos aquellos dependientes del conocimiento o procesos racionales, requieren procesamiento simbólico. Sólo el tiempo y más investigación al respecto, explicarán mejor, dice contundentemente, cuáles fenómenos son mejor explicados por qué tipo de arquitecturas. El trabajo de esta tesis más que plantear competencias tajantes, propone utilizar las ventajas disponibles de cada aproximación.

#### **a. 4) Sobre la necesidad de mejorar las implementaciones de la Inteligencia Artificial aplicada al campo educativo**

En la actualidad, hay un fuerte interés por utilizar en la construcción de aplicaciones computacionales aquellos elementos pertinentes de la literatura psi-

cológica que han abordado el carácter cognitivo de los productos computacionales (Sewell y Rotheray, 1987). El énfasis que esta aproximación hace se encuentra en el desarrollo de habilidades cognitivas generales y se caracteriza por un mayor interés en el proceso, es decir, en el COMO es que se aprende y no en el producto o en QUE es lo que resulta simplemente.

Muchas de las aplicaciones actuales, de acuerdo con dichos autores y con otros como Maddux y Cummins (1985), se inscriben en una categoría que sólo enfatiza el producto, por lo que resulta importante desarrollar usos computacionales que nos permitan estudiar y poner en práctica estrategias relacionadas con el cómo. Programas cuyas metas faciliten tanto la evaluación de los problemas fundamentales que presentan los estudiantes mientras aprenden, así como programas que apoyen la adquisición de habilidades cognitivas complejas. Programas que tiendan a centrarse en las características del aprendiz, de tal manera que se facilite una interacción instruccional más adecuada a su estado inicial y a los cambios que experimenta el alumno en tanto se convierte de "novato en experto".

Ahora bien, ¿cuál ha sido el desarrollo computacional, derivado de tal tipo de demandas?

Básicamente ha sido el diseño y elaboración de los llamados "sistemas tutoriales" y "evaluadores expertos", realizados para trabajar en diferentes dominios de conocimiento. Por ejemplo: los programas tutoriales de Anderson para la solución de ecuaciones algebraicas y la generación de pruebas geométricas (Glaser y Bassok, 1989); el programa de White y Frederiksen (misma cita anterior) para la enseñanza de reparación de circuitos eléctricos; el programa de Sweller (1988) que prevee las cargas cognitivas durante la solución de problemas; el sistema experto FERMI para ciencias naturales de Larkin, Reif, Carbonell y Gugliotta (1988); el programa NON-LIFO de Vanlehn, Ball y Kowalski (1989), para sustracción; el proyecto NEOMYCIN de Clancey (1985), programa experto-tutorial para la enseñanza del diagnóstico médico; y THOR-OMBOLO (Castañeda y López, 1991), sistema experto para el diagnóstico psicoeducativo sobre habilidades cognitivas de estudio, entre otros pocos. La naturaleza de todos ellos es apriorística.

Los pocos sistemas expertos construidos hasta ahora en el área de evaluación en educación superior han obedecido a los requerimientos de la tradición simbólica y se desconoce la existencia de evaluadores neurocomputacionales cuyo carácter obedezca a un planteamiento no apriorístico, de ahí el interés de llevar a cabo un trabajo como el que aquí se presenta.

## **B) OBJETIVOS DEL TRABAJO**

A partir de los planteamientos sobre las deficiencias en la evaluación de la educación superior, sobre los problemas generados por la relativa Insensibilidad de algunas técnicas convencionales para la medición de procesos de estructuración del conocimiento y sobre la necesidad de mejorar la evaluación y la de poner a prueba la capacidad de las redes neuronales para aprender diferentes patrones de estructuración de información leída, es que se plantearon los siguientes objetivos del trabajo.

- b. 1) El objetivo básico de este estudio fue *generar conocimiento sobre la estructuración del conocimiento en redes naturales generadas por los estudiantes, mediante la investigación experimental y neurocomputacional simulada*. En el trabajo se consideró necesario innovar la evaluación en el campo de la estructuración del conocimiento. Igualmente, se consideró importante identificar los mecanismos de aprendizaje que le permiten a una red neuronal el aprendizaje exitoso a partir de ejemplos, dado que la red ha podido producir, de una manera altamente compacta, la representación del problema a evaluar.
  
- b. 2) El objetivo tecnológico que se planteó fue el *desarrollar una implementación en redes neuronales simuladas que sirviera para evaluar si la representación estructural del conocimiento que poseen los estudiantes sobre un área, antes y después de leer un texto, los tipifica como estudiantes de bajo, mediano o alto riesgo*. En el trabajo se consideró muy importante determinar la viabilidad y el posible beneficio de tecnologías de punta como son los evaluadores neurocomputacionales simulados. Estos ofrecen, entre otras características: a) la capacidad de contender con información difusa e incompleta, propia de datos similares a los utilizados en esta tesis y b) sustentar en formalizaciones computacionales la toma de decisiones en la selección o clasificación de estudiantes. Esto tiene, indiscutiblemente, la posibilidad de aportar un avance significativo sobre el estado actual de las herramientas evaluativas a nivel universitario.

Varios ejemplos de lo que la red neuronal simulada podría hacer lo constituyen los casos ficticios siguientes:

- Tratándose de un estudiante que ingresa a un curso, semestre, plantel o institución (según sea el caso) y del cual se ha obtenido una medida sobre la estructura de su red de conocimientos previa, es posible, consultar un evaluador neurocomputacional para obtener un diagnóstico del tipo de riesgo que representa su nivel inicial de ejecución.

- Tratándose de un estudiante que cursa una materia o grupos de materias (según sea el caso) y del cual se ha obtenido una medida sobre la estructura del conocimiento que ha aprendido a partir de sus materiales escolares, es posible, consultar el evaluador neurocomputacional para obtener un diagnóstico del tipo de riesgo que representa su nivel actual de ejecución.

- Tratándose de un estudiante que desea optar por un curso remedial y del cual se ha obtenido una medida sobre la estructura del conocimiento que ha aprendido a partir de sus materiales escolares, es posible, consultar el evaluador neurocomputacional para obtener tanto un diagnóstico del tipo de riesgo que representa, como una prescripción asociada al diagnóstico.

Todo esto es posible debido a que el evaluador neurocomputacional aprendió varios patrones de riesgo y de éxito que es capaz de recordar, a pesar de que tales patrones estén incompletos ("solución graciosamente degenerada").

## **C) MARCO TEORICO DE LA INVESTIGACION**

### **c.1) APROXIMACIONES AL ESTUDIO DEL APRENDIZAJE COMPLEJO Y LA COMPRESION A PARTIR DEL TEXTO.**

¿Qué es un texto, cuáles son sus principales dimensiones y cómo es que las diferencias entre ellas afectan al aprendizaje, la comprensión y al procesamiento general de la información contenida en él? han sido preguntas fundamentales que han impactado la investigación en los campos del aprendizaje verbal y de la memoria en los últimos 25 años.

El trabajo de investigación básica y aplicada que se generó a partir de la formulación de las preguntas arriba descritas fue y es impresionante. Aproximadamente un 70% de las revistas especializadas en cognición, psicología educativa y sobre todo psicología instruccional, tocan uno o más puntos relacionados con ellas. Sin embargo, y a pesar de que el avance en esta área de estudio de la comprensión de textos ha mostrado ser extraordinariamente rico y constante, quedan todavía muchas preguntas por contestar, entre otras: ¿cómo es que interactúan la estructura del texto y la del lector, para formar una estructura de conocimientos única?; ¿cuál es la naturaleza de las estructuras que se crean durante tal integración? y ¿cómo es que puede estudiarse, desde un enfoque sensible a los efectos del contexto y del contenido?

En la búsqueda de respuestas a éstas últimas preguntas ha surgido un nuevo

interés, que se plantea si es que se requiere considerar un tipo alternativo de arquitectura cognitiva capaz de representar procesos que dependan, básicamente, de demandas derivadas de asociaciones locales, tal y como lo muestran algunos datos derivados de la investigación y teorización en redes neuronales, más que de reglas lógicas dependientes de supuestos mecanismos de control, como son los esquemas propios de las arquitecturas de carácter simbólico, en virtud de que éstas últimas han mostrado inconsistencias en la explicación de los procesos componentes de la comprensión. Al parecer será durante los años de la última década del siglo XX cuando podremos identificar algunos de los mecanismos de cómo es que se lleva a cabo la estructuración e integración de información comprendida a partir de materiales textuales. Los avances en la investigación en el campo de la ciencia cognitiva así lo apuntan.

### **c. 1.1). Caracterizando el estudio del texto y de su procesamiento.**

El texto, herramienta instruccional por excelencia en las instituciones de educación media y superior, no puede ser conceptualizado como una simple unidad de información cuya estructura es simple y plana. Menos aún cuando su función se asocia con la enseñanza. Más bien, debe ser concebido como una jerarquía de contenidos, en la que hechos y declaraciones se interrelacionan estableciendo conexiones que se supra y subordinan, unas con otras, para comunicar y enseñar un contenido instruccional, en la manera y con el énfasis con los que el escritor lo deseó.

En la tradición del estudio del aprendizaje verbal, con fuerte orientación educativa, son Ausubel (1963) y Rothkopf (1976) los pioneros de la investigación del aprendizaje de prosa escrita significativa. Su posición constituyó una forma de superar los estudios que usaban métodos de pares asociados y aprendizaje serial para investigar la adquisición, retención y transferencia del aprendizaje complejo. Posteriormente, su influencia recayó en otros jóvenes psicólogos cognitivos interesados en el entonces nuevo campo del estudio del discurso, entre ellos se encontraban Rumelhart, Meyer, Minsky y Schanck y Abelson, quienes aportaron importantes avances en cuanto al conocimiento de las estructuras de los textos (Rumelhart, 1975; Meyer, 1975) así como sobre la generación de teorías relacionadas con la formación de esquemas, como representaciones del conocimiento proveniente del texto (Minsky, 1975 y Schanck y Abelson, 1977). Ambas corrientes contribuyeron extensamente al entendimiento de la estructura y de las relaciones funcionales entre los diversos componentes de la teoría de la comprensión y de la memoria de prosa escrita.

Se puede decir que, en términos generales, el estudio de la comprensión y memoria de prosa ha involucrado tres fuentes principales:



- a) la del análisis de la estructura del texto y la de la ejecución del lector;
- b) la del estudio del procesamiento dependiente de variables de tarea y de contexto (fundamentalmente ligada al campo aplicado) y finalmente,
- c) la relacionada con la investigación de memoria humana, es decir, la relacionada con la estructuración del conocimiento a partir de estructuras de conocimiento de carácter superior, v. gr. los esquemas.

Ninguna de estas aproximaciones es mutuamente excluyente de las otras y en el desarrollo de la investigación encontramos influencia de la interacción de cuando menos dos de ellas en la mayoría de los modelos producidos hasta ahora (Voss, Tyler y Bisanz, 1982).

- La primera aproximación está constituida por el **análisis de la estructura del texto y su relación con la estructura de la ejecución en el lector**. Sus orígenes son lingüísticos y su desarrollo posterior es eminentemente cognitivo. A la fecha se han desarrollado en su seno una gran cantidad de modelos sobre las estructuras involucradas en la comprensión lectora. Su valor predictivo para la comprensión y el recuerdo de información textual, varía dependiendo del modelo utilizado. Por ejemplo, Crothers (1972, 1979) intentó describir en su modelo las estructuras subyacentes a los textos y la memoria del lector. Usó notación gráfica, concibió la estructura con un carácter esencialmente jerárquico e incluyó información inferencial. Sin embargo, su modelo no resultó útil para la predicción del recuerdo (Voss, Tyler y Bisanz, op. cit). El modelo de Frederiksen (1972, 1975), por su parte, incluyó en su descripción de la estructura del texto, tanto la estructura lógica (estructura que identifica las relaciones lógicas de los conceptos en los pasajes) como la semántica (según él, los elementos oracionales clasificados de acuerdo a reglas sintácticas). Al igual que Crothers incluyó información inferencial. Lamentablemente, y a pesar de representar un buen modelo, se produjo muy poco trabajo con él.

En cambio, otros psicólogos sí impactaron el área de investigación. Ellos fueron Meyer (1975, 1977) y Britton, Meyer, Hodge y Glynn, (1980), quienes desarrollaron y afinaron, respectivamente, un modelo parecido al de Frederiksen. El modelo inicial es de naturaleza proposicional y tiene la capacidad de generar una estructura jerárquica, a partir del análisis del texto, basada en la clasificación de sus predicados. Su análisis incluye el uso de dos tipos de predicados: los que reflejan las relaciones entre los argumentos, a la manera ya tradicional de concebirlas y aquellos que refieren relaciones entre unidades extensas y superiores del texto, llamados predicados retóricos. A partir de ellos se selecciona la idea de mayor nivel de supraordinación y se la relaciona con las ideas subordinadas, dándole al diagrama resultante una estructura de árbol. Este análisis estructural ha sido muy común en la investigación de comprensión de textos.



Dado que Meyer (1985) consideró que la estructura del contenido representa la perspectiva del autor sobre un conocimiento dado, propuso cinco relaciones básicas (predicados retóricos) para clasificar la estructura de más alto nivel en el texto. Meyer planteó que tales estructuras retóricas enfatizan patrones de presentación de información y las dividió en colección, causación, respuesta, comparación y descripción, que se detallan en la Tabla No. 1

**Tabla No. 1** Grupos de relaciones o predicados retóricos identificados por Meyer en su análisis de la estructura del contenido.\*

TIPO DE RELACION	DESCRIPCION
1. Colección	Relación que muestra cómo es que ideas o eventos se agrupan sobre alguna base de comunalidad.
2. Causación	Relación que muestra una relación causal entre ideas, donde una idea es el antecedente o causa y el otro es el consecuente o efecto.
TIPO DE RELACION	DESCRIPCION
3. Respuesta	O problema y solución (también reproduce formato pregunta-respuesta). Se parece al causal en que el problema es un antecedente de la solución. Sin embargo, también debe haber algún traslape entre el contenido del problema y la solución; esto es, al menos parte de la solución debe igualar un aspecto del problema.
4. Comparación	Puntualiza diferencias o semejanzas entre dos o más tópicos.
5. Descripción	Da más información acerca del tópico presentado, atributos, especificaciones, maneras o escenarios.

\* Adaptado de Meyer (1985).

Dada una comparación entre los patrones textuales utilizados en los materiales de enseñanza y los patrones retóricos de Meyer, presentados en la tabla No. 1, el lector interesado puede establecer su presencia y potencial utilidad.

A partir de los datos generados por su modelo, Meyer (op. cit.) demostró que el recuerdo de la información textual está relacionado con el nivel que ocupa tal información en la jerarquía: mientras más alto se encuentre en la jerarquía, mayor posibilidad de éxito y menor nivel de problemas en el recuerdo.

Uno de los principales y más importantes autores en procesamiento de textos y también en la aproximación del análisis estructural del texto es, sin dudas, Walter Kintsch (Kintsch, 1974; Kintsch y Van Dijk, 1978; Kintsch y Vipon, 1979; Miller y Kintsch, 1980; Van Dijk y Kintsch, 1983, Kintsch, 1988; Kintsch y Welsh, 1991; Kintsch, 1992a).

Su modelo inicial (Kintsch, 1974) es básicamente proposicional y de carácter estructural: en él plantea que el texto tiene una estructura profunda, la cual llamó "el texto base", consistente en un grupo de proposiciones derivadas de la estructura de superficie del texto original. Muy poco tiempo después, en 1978, él y Van Dijk desarrollaron un modelo a partir del original, en el que incorporaron a variables eminentemente estructurales, variables funcionales relacionadas con el procesamiento del texto.

El modelo de 1978 supone que un texto tiene dos tipos de estructuras: a) la que se percibe a través de la vista (si el mensaje es escrito) o a través del oído (si es hablado); y otra b) de carácter representativo a nivel semántico. Tal estructura semántica es concebida como una red de proposiciones que se interrelacionan alrededor de un tópico. En el modelo se asume que la **configuración de la red es jerárquica** y está constituida por una microestructura y por una macroestructura.

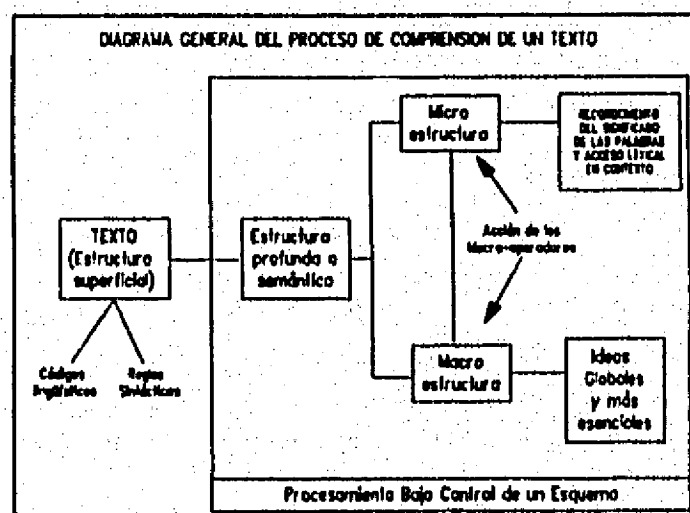


Figura No. 3

Así, Kintsch y Van Dijk, identificaron el propósito de la lectura como el de la decodificación de la estructura superficial en una estructura profunda o texto base (favor de consultar la figura No. 3 ). Durante este procedimiento se asume que el lector va extrayendo el significado de las proposiciones para que le ayuden a reconstruir la microestructura. Al mismo tiempo, el lector debe deducir cuáles son los aspectos esenciales de la información para inferir y representar la macroestructura, que contiene al conjunto de proposiciones interrelacionadas que constituyen las ideas más generales y esenciales del autor, en relación con el esquema previo que el lector está utilizando para dirigir su comprensión. En el procesamiento actúan los macrooperadores cuya función está destinada a reducir el texto a su macroestructura.

Mientras se lee el texto, el modelo asume que, cada proposición es interpretada y ordenada según sus relaciones semánticas, con lo que se va construyendo un texto base. El texto base debe mantener la coherencia entre las diversas oraciones y una forma de lograrla es mediante la utilización de la coherencia, misma que puede ser de diversos tipos, como la de referencia, la cual está dada por la repetición de un mismo argumento en más de una proposición. Tal coherencia también puede estar dada y de hecho lo es, por el mismo tópico del párrafo, oración o bien el texto mismo.

En un texto no todas las relaciones aparecen explícitas, algunas conexiones pueden no estar expresadas, lo que puede generar incoherencias a la luz del esquema de procesamiento que el lector está empleando. Cuando esto ocurre, el lector debe generar los enlaces necesarios, a través de las inferencias, haciendo explícito lo implícito.

Como ya se dijo, la fuente de coherencia más poderosa y general es el tópico, acerca del cual giran todas las proposiciones. El tópico es el tema principal del discurso. Está formado por un conjunto de proposiciones y secuencias de ellas, que constituyen la esencia del discurso, es decir la macroestructura del mismo. Kintsch y Van Dijk responsabilizan de la construcción de la macroestructura, a cuatro macro-reglas, mismas que se asume, posibilitan la reducción de la información. Estas son: a) la regla de ELIMINACION de las proposiciones que no correspondan al texto base, b) la de GENERALIZACION que permite a los argumentos y sus relaciones ser aplicados a otras proposiciones, c) la regla de INTEGRACION que le permite al lector integrar un número de proposiciones dentro de una o más proposiciones, existiendo la condición de una proposición previa que determine la organización y d) la regla de CONSTRUCCION, que es similar a la integración, pero sin satisfacer la condición de haber una proposición previa.

El modelo de 1978 de Kintsch y Van Dijk, presentado en la figura No.3 asume que el procesamiento ocurre por ciclos temporales, cada uno de los cuales

Involucra la formación de conjuntos de proposiciones, donde los ciclos de procesamiento corresponden cercanamente a las oraciones. La memoria de trabajo destinaría parte de su capacidad para formar una reserva a corto plazo, en la cual serían almacenadas aquellas proposiciones que hubieran sido seleccionadas. Las proposiciones de la reserva se emplean para establecer relaciones entre el nuevo conjunto y la información procesada. En caso de encontrar alguna incoherencia se efectúa una inferencia.

Parte de las proposiciones contenidas en la reserva son seleccionadas, al final de cada ciclo para ser transferidas a la memoria a largo plazo. Estas podrán ser evocadas posteriormente, según una probabilidad "p" que será mayor para aquellas que hayan sido procesadas en más de un ciclo. La probabilidad podrá cambiar de acuerdo con la tarea de recuerdo y con la duración del intervalo de retención.

De las estrategias de selección usadas para determinar cuáles proposiciones serán transferidas a la memoria a largo plazo depende el éxito del proceso. Una de las más útiles es hacerlo según el número de conexiones que una proposición tenga con el resto. Así en el nivel más alto se ubicarán aquellas cuya cantidad de relaciones sea mayor.

Un hecho importante, derivado del modelo, ha sido considerar que las macroproposiciones son construidas por el lector y almacenadas como parte de los contenidos de los textos. Es más, el modelo predice el recuerdo de proposiciones de macroestructura al incorporar parámetros de recuerdo de macroproposiciones dentro de un modelo de carácter más general. La suposición subyacente es que el recuerdo proposicional es una función del número de ciclos de procesamiento en los cuales la proposición particular ocurre.

En un trabajo publicado por Kintsch y Vipond en 1979, el modelo anterior fué aún más desarrollado. Se planteó una importante contribución: a partir de la división del procesamiento en ciclos de procesamiento, la suposición de que en cada ciclo se acarrean ciertas proposiciones al siguiente ciclo, dependiendo de la importancia (nivel) y recencia de las proposiciones dentro de un ciclo dado.

Posteriormente, Vipond (1980) delineó características del macro y del microprocesamiento. Encontró factores típicos de uno y del otro, particularmente entre buenos y malos lectores: en los primeros, los macroprocesos son más predictivos de la ejecución, en tanto que en los malos lectores son los microprocesos los más predictivos.

En Miller y Kintsch (op. cit.) se encuentra otro avance al modelo original. Se introduce el concepto de "agrupamiento" (chunking) al análisis de la estructura

proposicional dándole mayor peso a la importancia que tienen proposiciones particulares.

Se puede decir, sin temor a equivocarse, que el modelo desarrollado por Kintsch y colaboradores es, a la fecha, el más depurado análisis de la estructura del texto, especialmente en relación con el procesamiento textual.

En el modelo de comprensión y procesamiento de textos de Van Dijk y Kintsch de 1983, se asume que los lectores construyen una representación del texto a diferentes niveles, con el objetivo de generar o seleccionar de la información inicial, unidades de información que funcionen como supraordenados con los cuales se eslabone la información subsecuente. A nivel de coherencia local, los lectores intentan relacionar las proposiciones en la construcción de una base proposicional del texto, capaz de representar el contenido de los pasajes. Simultáneamente, a nivel de la coherencia global, los lectores tratan de generar una macroestructura que represente los puntos más importantes del pasaje, para inferir de la base proposicional del texto un conjunto de macroproposiciones que capturen el pasaje. El éxito de este procesamiento global depende, en parte de las claves indicadoras que expresen el contenido temático de la información o que mejoren la información con el contenido temático que ha sido generado.

En este modelo de 1983, describen cómo el esquema se construye y definen su función en la construcción de la macroestructura. Consideran que la comprensión no es meramente un fenómeno local sino que en ella también influyen macroprocesos, los cuales están dirigidos a la derivación del significado global. **Y es precisamente así como un componente situacional se agrega al modelo: el resultado de la comprensión no es solamente la construcción de una representación mental del texto, sino también, la construcción de un modelo mental de la situación descrita por el texto, la cual involucra, usualmente, la integración de la información provista por el texto y por los conocimientos previos del lector.** Es decir, en el modelo situacional, lo que resalta no son las características particulares del texto, sino más bien, las características sobresalientes de su contenido. Este punto es de particular importancia en la investigación que aquí se presenta, al igual que resultó básico la inclusión de estrategias cognoscitivas para reconocer la información contenida en los textos.

Ahora bien, para terminar la revisión de la primera vertiente del estudio de la comprensión textual, la del análisis de su estructura, además de las aportaciones de los investigadores hasta aquí citados, hay otras derivadas de importantes investigadores. Cabe mencionar, únicamente, a Johnson y Mandler (1980) con su gramática de historias; a Rumelhart (1975) quien propone reglas de reescritura gracias a las cuales es posible analizar y descomponer prosa narrativa; a los estudios sobre diferencias individuales y semejanzas transculturales de Stein y

Glenn (1979), y a los estudios sobre inferencias realizados sobre representaciones sociales de Schank y Abelson (op. cit), entre otros muchos.

La segunda fuente de producción de evidencia empírica sobre la comprensión de textos surge del estudio del aprendizaje y memoria humanos, tal y como aparece en el campo del aprendizaje verbal y el de la Psicología educativa. Consiste en el estudio de cómo es procesado el texto, especialmente con relación a **variables de la tarea y del contexto**. Así encontramos autores que han trabajado: organizadores avanzados (Ausubel, 1963, 1968); objetivos de aprendizaje (Duchastell y Merrill, 1973), títulos y encabezados (Brandsford y Johnson, 1972; Schallert, 1976); inserción de diagramas y dibujos (Davis, 1971); inserción de preguntas intercaladas (Rothkopf, 1976; Rickards, 1979); imagería (Anderson y Kulhavy, 1972, Pressley, 1977); inhibición proactiva y retroactiva (Entwistle y Huggings, 1964). También se han manipulado la tasa y modalidad de presentación, en términos de la disponibilidad del texto, de la relectura (Vipond, 1980) y se han hecho estudios sobre movimientos oculares (Just y Carpenter, 1980) para determinar modelos de comprensión de textos.

La tercera aproximación se relaciona directamente con estudios sobre la estructura de la memoria e involucra al estudio de cómo es que las estructuras cognitivas de alto nivel, tales como los esquemas influyen el procesamiento textual. El iniciador de esta corriente fue Bartlett (1932) y posteriormente, se han realizado una gran cantidad de estudios, entre otros Sulin y Dooling (1974), Anderson, Reynolds, Schallert y Goetz, 1977; Schank y Abelson, 1977; Bower, 1978; Kintsch y Van Dijk, 1978; Spilich, Vesonder, Chiesl y Voss, 1979.

En la actualidad se están desarrollando modelos conexionistas sobre estructuras de memoria en diversos campos. Sin embargo, en el de la comprensión de textos sólo se encuentran los de Kintsch (1988) y Kintsch y colaboradores (op. cit.), los que serán analizados en otro apartado.

### **c.1.2) Caracterizando la metodología utilizada en las investigaciones sobre comprensión y aprendizaje a partir de prosa.**

Un aspecto por demás importante a ser descrito, aunque sea someramente, en el cuerpo teórico de este trabajo, es el de la metodología utilizada por estas aproximaciones. Según Voss, Tyler y Bisanz (op.cit.) esta área ha utilizado:

- 1) El análisis proposicional sólo o bien combinado con activación temprana de estructuras de memoria (priming), como técnica potencialmente útil en la descripción de cómo es que la estructura del texto influye sobre la construcción de su representación.
- 2) Otra técnica de uso común es la del análisis de la estructura jerárquica conjugada con las técnicas interrogativas de "por qué" es que se establece una relación a cierto nivel de organización y "cómo" es que se llegó a eso. Esta técnica se considera potencialmente útil en el estudio de la estructura de las representaciones que se elaboran sobre un texto dado, en el sentido que suponen que las respuestas a las preguntas "por qué" proveen información supraordinada y las respuestas a las preguntas "cómo", proveen de información subordinada.
- 3) El procedimiento de reconocimiento falso, donde el interés es probar la identificación de oraciones de un pasaje que son presentadas simultáneamente con otros distractores.
- 4) La técnica de desestructuración del texto, a diferentes niveles de complejidad (cláusula, palabra, oración, párrafo, etc), con la finalidad de evaluar los efectos de la desestructuración del texto sobre el reconocimiento y el recuerdo.
- 5) La manipulación de la extensión y nivel de abstracción del contenido del texto (textos extensos vs. resúmenes de esos textos), con la finalidad de identificar sus efectos sobre el recuerdo y la comprensión,
- 6) La manipulación de claves de énfasis y de relaciones de subordina y supraordinación, con la finalidad de ver sus efectos sobre la construcción del significado.
- 7) El manejo de referentes topicales vía procesos hacia adelante (a partir de un concepto ya conocido) y hacia atrás (desconocido),
- 8) El manejo de la estructura del párrafo, donde la naturaleza explicativa, causa-efecto, de colección de hechos, etc. juega un papel determinante

sobre el recuerdo y la comprensión,

- 9) El manejo del nivel de legibilidad del texto, donde la dificultad del material se determina en términos de la densidad conceptual, de la complejidad lexical y sintáctica, de la riqueza de las estructuras de alto y bajo nivel, etc. con las que el texto se construye.
- 10) El manejo de niveles diferenciales en los parámetros de entrada y de salida. Así se estiman los efectos sobre la comprensión de textos a partir de la congruencia entre contextos de adquisición de información con los diferentes contextos de recuperación de la información leída (reconocimiento, recuerdo guiado y recuerdo libre),
- 11) El manejo de medidas de organización, tales como juicios de semejanza, tareas de agrupación, de jerarquización, etc., como las usadas en este trabajo,
- 12) El monitoreo de los ojos, en términos de la variación del diámetro de la pupila y de los movimientos oculares ocurridos durante la comprensión,
- 13) El manejo de parámetros temporales tales como tiempo de lectura y tiempo de reacción, durante la comprensión de lo leído,
- 14) El manejo de técnicas generativas (usos no triviales de la información leída) y meros reportes verbales de la información comprendida.

Como puede verse, el investigador en comprensión de textos tiene a su disposición una gran cantidad de medidas posibles. Sin embargo, muchas de estas medidas requieren ser usadas más ampliamente y otras requieren ser diversificadas. Particularmente, es necesario diversificarlas atendiendo a las demandas de los nuevos modelos de comprensión textual (Kintsch, 1992a). Necesitamos medidas que nos permitan evaluar dinámicamente y no nada más apriorísticamente lo que ocurre durante el procesamiento del texto, tal como se hace en el paradigma subsimbólico con el estudio de otros procesos cognitivos. En él, tales medidas son los pesos de las conexiones entre los nodos interrelacionados y los pesos de los patrones de interactividad de la red neuronal completa cuando ya aprendió lo que deseamos aprendiera. Kintsch (1988) ha mostrado que esto es posible.

Una medida como la descrita nos permitiría ir observando cómo es que los pesos de las interconexiones entre diversos nodos o elementos de procesamiento se van ajustando, transformándose, hasta caer en estados estables que representan la estructura del aprendizaje logrado. Esto es posible, sin que tengamos



que manipular o predeterminar un esquema específico. De igual manera, se podría ir observando y por que no, manipulando condiciones para el aprendizaje a todo lo largo de las transformaciones realizadas.

En resumen, hasta aquí se ha descrito información relevante para el primer hilo conductor de la revisión teórica: el de la comprensión del texto a la luz de dos modelos cognitivos. Se describió cómo en la perspectiva de los años 80's, el estudio de la comprensión del texto enfatizó el análisis de la estructura del texto, fuera ésta la lexical, la sintáctica, la retórica y la semántica. También interesó entender los efectos del conocimiento y experiencia previos sobre la construcción de la representación del texto y revisar los diferentes métodos utilizados en este campo. También se revisó la importancia de los modelos conexionistas en el estudio del aprendizaje. Queda para otro subapartado de este trabajo la revisión de un modelo que involucra la integración de información textual, dentro de una aproximación conexionista.

## **c.2. Sobre la memoria de textos y la teoría asociacionista de redes semánticas.**

El interés en este apartado es revisar el segundo hilo conductor de la revisión teórica del trabajo, el del campo de la memoria semántica, dada su relación directa con los procesos de estructuración del conocimiento en la memoria de largo plazo. La memoria del lector no es una tabla rasa en la que se va almacenando literal, pasiva y automáticamente la información leída. Por el contrario, es un proceso dinámico gracias al cual utilizamos los conocimientos previos que sobre el mundo en general, y sobre el tópico del texto, en particular, tenemos los lectores como parte de nuestra red general de conocimientos. Estos conocimientos, previos a la lectura, funcionan como marcos conceptuales que guían la interpretación y estructuración del conocimiento contenido en los textos, en todos los niveles de su procesamiento. Desde el nivel de la microestructura del texto (v. gr. el reconocimiento de palabras y el acceso lexical en contexto, entre otros), hasta el macroprocesamiento de las ideas principales (como por ejemplo, la integración de la información y la elaboración de inferencias para la formación de la macroestructura).

Así, a lo largo de varias experiencias, el lector-estudiante va construyendo y modificando sus concepciones sobre el mundo, incluyendo las científicas. Pero, en tal construcción, pueden cometerse errores. Entre ellos, los derivados de deficiencias en la claridad y suficiencia de los conocimientos previos y en las fallas en el mismo proceso de estructuración del conocimiento, generándose, entonces, concepciones erróneas o distorsionadas. Esto suele suceder, lamentablemente, con bastante frecuencia tanto en los salones de clases, como en la condición de

estudio independiente.

Dado lo anterior, uno de los principales problemas en la investigación en aprendizaje estudiantil, es dar explicación al fenómeno de estructuración del conocimiento, fenómeno, que como ya se señaló, incluye tanto la formación de las estructuras conceptuales que sirven de base y que guían el procesamiento adecuado de la información, como estructuras defectuosas que conducen a la formación de concepciones erróneas, sean estas derivadas de nociones intuitivas o preconcepciones que dificultan el cambio conceptual requerido en el aprendizaje o bien por simples fallas por falta de información.

### **c.2.1.- Conceptos básicos en memoria semántica.**

Uno de los aspectos de mayor interés en la investigación de la memoria a largo plazo ha sido entender los procesos asociados a la memoria semántica, particularmente, los de organización y modificación de las estructuras de memoria. Una de las primeras aproximaciones que se abocó a su estudio fue la asociacionista.

Desde Aristóteles hasta los asociacionistas contemporáneos, las asociaciones se consideran como uniones entre nodos conceptuales, basadas en conexiones por contigüidad espacio-temporal, tanto como por relaciones de clase, partículas gramaticales y relaciones objeto- sujeto-contexto, fundamentalmente.

En un principio se consideró que la naturaleza de las asociaciones era exclusivamente semántica y su estructura jerárquica. Tal estructura fue concebida como más o menos estable y determinada por la frecuencia asociativa entre los estímulos, lo que producía, a su vez, las probabilidades asociativas y las latencias de las asociaciones.

En esta aproximación la explicación de la organización de la información en memoria a largo plazo ha sido llamada "Redes Semánticas", dado que asume que la organización de la información en memoria se realiza gracias a la estructuración de la información en redes asociativas conformadas por "nodos" y "ligas", donde los nodos representan conceptos, atributos, cosas, clases de cosas, personas, clases de personas, de atributos, de acciones, etc. y las ligas son relaciones, de diversos tipos: causales, de pertenencia, de atributos, etc. entre conceptos, clases de cosas, personas, acciones.

Para Johnson-Laird, Herrmann y Chaffin (1984) no es condición suficiente, para que la red estructurada derivada de estas ligas sea potencialmente semántica, el que una palabra este asociada a otra, ni que el grupo de asociaciones a una palabra dada pueda contener muchos miembros que difieran en la fuerza de la asociación, o que muchas de las palabras en el grupo puedan, por sí mismas, estar asociati-

vamente interrelacionadas, sino que más bien, lo que se necesita es la introducción de categoría(s) de ligas entre palabras. Categorías que bien pueden estar haciendo mención a objetos, acciones, agentes y localización, es decir, a relaciones entre los "sentidos" de las palabras.

Para Rumelhart y Norman (1978), los diversos modelos asociativos de memoria semántica asumen supuestos importantes, que son:

- 1) existen grupos de símbolos asociados entre sí,
- 2) existe una estructura de relaciones asociativas, particular y específica, entre los miembros de grupos de símbolos y,
- 3) la estructura se organiza mediante niveles jerárquicos.

Una de los primeros modelos de redes semánticas fué el de Quillian (1966). El modelo asumía que la memoria para el significado no era diferente al de la memoria para lo perceptual o para lo lingüístico. Por lo que Quillian postuló que su modelo era una red semántica para **un modelo de memoria lexical**. Su red se componía de ligas entre dos tipos de nodos: los de tipo, que representaban conceptos, y los nodos marca, los cuales representan ejemplos de conceptos en virtud de las ligas de sus respectivos nodos tipos.

Potencialmente, la cantidad de información en la red era tan vasta, que Quillian asumió que los hechos se almacenaban explícitamente solamente si no podían ser generados por la red. Así la información general requería quedar representada a un nivel supraordinado, sin necesitar ser agregada en todos los nodos de un nivel subordinado, a los cuales se aplicaba.

A partir de este modelo, Quillian (citado en Chang, 1986) escribió un programa computacional como formalización de su modelo de memoria lexical. Esta célebre simulación de búsqueda en memoria tuvo una gran influencia en el área de la memoria semántica, pero sobre todo en el campo de la inteligencia artificial. Lo fundamentó bajo el supuesto que controlaba, según él, ciertos aspectos del significado. El supuesto consistía en buscar a todo lo largo de una red, mediante una trayectoria de búsqueda amplia, la información que permitiera evaluar la relación entre un nodo y otro. El programa simulaba un procesamiento paralelo haciendo una búsqueda a todo lo ancho de las ligas, radiando hacia afuera de los dos tipos de nodos activados por la entrada verbal. En su tiempo este modelo interesó a muchos psicólogos (Chang, 1986) en términos de su capacidad para predecir cuánto tiempo tomaba verificar diferentes tipos de relatos.

Un año después, Collins y Quillian (1969) presentaron su modelo de red jerarquizada, como un modelo humanizado del modelo generado un año antes por

Quillian. Ellos asumieron que en la medida en la que la extensión de la trayectoria fuera mayor mayor sería el tiempo que tomaría la tarea, aportando evidencia experimental en su apoyo. De acuerdo con estos investigadores, el conocimiento podía quedar representado por una especie de estructura gráfica, en donde el elemento básico estructural es un conjunto de nodos interrelacionados. Estos nodos representan a los conceptos en la memoria y pueden tener un número indefinido de relaciones hacia otros nodos. Las relaciones están caracterizadas por una etiqueta o nombre, y por una dirección específica. El significado de un concepto está dado así por el patrón de relaciones internodales en el cual participa.

En este modelo, la información se estructura de manera jerárquica mediante un proceso de diseminación de la activación, gracias al que se accesa y recupera la información. Una vez que un concepto se activa, se produce su diseminación y activa a otros conceptos relacionados semánticamente.

El modelo se fundamentó en dos supuestos específicos sobre la organización de la memoria: a) el de la economía cognitiva, en términos de que las propiedades no tenían que estar almacenadas en todos los nodos a los cuales se aplican, sino, solamente a aquel que es el más general y que las "hereda" a conceptos que se encuentran en un nivel más básico y b) el que establece que los conceptos supraordinados solamente se ligan con sus subordinados más directos.

Este modelo de categorización, es sin lugar a dudas, el que mejor predice el efecto del tamaño de la categoría y su validez empírica depende de estatus del efecto. Sin embargo, su mayor debilidad es que no puede explicar porqué un instancia es más típica que otra, como tampoco puede explicar los efectos del contexto sobre la construcción de la red semántica.

Johnson-Laird, Hermann y Chafin (op. cit) consideran que las teorías de redes semánticas han sido desarrolladas, fundamentalmente, para aclarar relaciones intensionales, es decir relaciones entre los "sentidos" de las palabras. Así el interés es aclarar el sentido de una palabra (o expresión) con otra palabra o expresión, lo que lleva, como un producto derivado, la explicación del fenómeno intensional. Fenómeno que debe dar cuenta de las relaciones intensionales de sinonimia (perro-can), antonimia (bueno-malo), inclusión de clase (animal-pájaro) y partonimia (dedo-mano), como relaciones supraordinadas que deben dar cuenta de la ambigüedad, la anomalía, y la autocontradicción.

Sin embargo y a pesar de toda la anterior producción en el campo de la memoria semántica y debido, básicamente, a que los hallazgos empíricos subsecuentes no fueron consistentes en cuanto a confirmar la estructura jerárquica de las redes, otros investigadores como Collins y Loftus (1975), y Lindsay y Norman (1977), plantearon y sometieron a prueba varios modelos basados en el de Collins y

Quillian de 1969, pero con estructuras conceptuales no jerarquizadas.

Otros investigadores, en cambio, conservaron la concepción de estructura jerárquica de la red (Anderson y Bower, 1973; Glass y Holyoak, 1974-1975; Anderson, 1976) con evidencias muy interesantes sobre el efecto de representar el significado más en términos de sistemas de producción que en primitivos de redes semánticas.

Otro aspecto que parece ser de relevado interés en la conformación de modelos de redes semánticas es aquel relativo a cuándo debe poner el Investigador etiquetas a los nodos y a las ligas. La respuesta es que esto depende de la capacidad o conveniencia computacional que se requiera. Por ejemplo, Quillian uso etiquetas tanto para nodos como para ligas; en cambio, Anderson en su ACT (1976) sólo categorizó las ligas, dejándole a la "regla de producción" el poder representar los nodos comprometidos en la ejecución.

### **c.2.2.- Conceptos básicos en Redes semánticas naturales**

A pesar de la riqueza de los cambios efectuados en los diversos modelos de redes semánticas, se mantuvo en todos ellos la característica de presuponer clasificaciones conceptuales igualmente artificiales, es decir, conceptos, atributos, y relaciones que se suponen forman la red, clasificaciones que fueron establecidas apriorísticamente por los investigadores.

Un aspecto fundamental para el desarrollo del trabajo de investigación que se propuso desarrollar en esta tesis fue aclarar que dado que, prácticamente, cualquier teoría reticular particular produce predicciones empíricas y que la clase de teorías de redes no era una categoría restringida, las redes podían computar cualquier tipo de información, razón por la que podían aceptar utilizar postulados de significados dados por los propios sujetos experimentales y no necesariamente dados de manera apriorística por el investigador.

Así interesó abordar la inspección de otro tipo de redes semánticas, las llamadas **redes semánticas naturales**.

En contraposición a las redes semánticas descritas hasta aquí, encontramos que las investigaciones de Szalay, Moon y Bryson (1971) y de Figueroa, González, y Solís (1976), abrieron el camino hacia el estudio de modelos de memoria semántica más naturales, en donde no hay una idea preconcebida de red. Sus modelos permiten además, entender en forma clara cómo está representada y organizada la información, y cómo la adquisición de nueva información produce cambios en la red, todo a partir de inferencias sobre la información generada por los propios sujetos.

En los modelos de memoria semántica, como los de Figueroa y colaboradores (op. cit.) y Szalay y colaboradores (op. cit.), la estructura de la red semántica es dinámica: va cambiando, se enriquece, se ajusta, se hace más densa o menos densa, en la medida en la que el sujeto cambia en cuanto al conocimiento previo sobre el tema y adquiere nuevas relaciones y nodos. Esta fue, sin lugar a dudas, la propiedad de las redes semánticas naturales que más nos atrajo para utilizarlas en el estudio.

En apoyo a este punto, se ha aportado evidencia empírica derivada del estudio de redes semánticas naturales utilizadas con estudiantes novatos y expertos, en el campo del aprendizaje de física básica. Bravo, Romero y Vargas (1989) encontraron que las diferencias entre las estructuras conceptuales de ambos tipos de estudiantes obedecían a que los novatos incluían en la red semántica construída, una serie de conceptos que sólo estaban relacionados con la física, a través del sentido común y no por los principios generales, propios de la disciplina. Lo mismo encontraron sobre materias de alta reprobación en estudiantes de bachillerato Bravo, Alvarez y Arce (1990).

Estas evidencias resultaron de interés para nuestro estudio dado que muestran cómo es que las estructuras cognitivas determinan, en gran parte, las estrategias de manipulación de información que pueden seguir los lectores. Es posible, entonces, que la ejecución de los novatos ante un texto cuyo tema les es desconocido favorezca una estrategia de comprensión en la que la generación de indicadores para el recuerdo y el acceso lexical de palabras, estén basados en elementos del sentido común del lector, más que en un conocimiento específico, científicamente basado. Con esto, los conceptos claves del contenido central del texto, en el mejor de los casos, serían asociados a indicadores de recuerdo de conceptos del sentido común y dado su carácter poco formalizado y no técnico, sólo se conectarían de una manera parcial, pobre e idiosincrática, conformando la integración de la nueva estructura cognitiva del novato. En cambio, los expertos buscarían en el texto los conceptos claves de la información, a partir de los indicadores de recuerdo generados por una estructura cognitiva construída a partir del conocimiento científico, misma que les permite identificar los principios generales involucrados en la solución a los problemas que se presenten en el texto.

Figueroa, González y Solís (op.cit.) plantearon que el significado de un concepto es un proceso reconstructivo, de carácter selectivo, que se genera a partir del conocimiento de las relaciones entre conceptos. Las relaciones entre conceptos involucran inclusión de clases, de ejemplos y de características o propiedades que determinan el tipo de respuesta, sus restricciones y el tipo y número de datos que deben contener.

Con esto en mente, dichos autores propusieron una técnica cuyo objetivo era evaluar la organización del conocimiento humano, en términos de la riqueza de nodos con la que se organiza, y de la densidad con la que se presenta. La técnica es conocida como "Redes Semánticas Naturales".

En particular, la técnica de Figueroa et al. (1976) y Figueroa y Carrasco (1980), contempla la **generación y la jerarquización de definidores conceptuales** por parte de un grupo de sujetos, dirigida a cada **concepto clave** de interés. A partir de la variedad de definidores y de sus valores, se obtiene la red semántica correspondiente a cada uno de los conceptos claves, y sus valores organizacionales. Por ejemplo, puede computarse el valor "J", el cual expresa la riqueza de cada red, en términos del número de nodos conceptuales (definidores conceptuales) que constituyen la red; el valor "G", el cual representa lo disperso o denso de la agrupación de nodos conceptuales respecto a ese concepto clave, en donde a mayor G, mayor dispersión entre nodos; el valor "M", el cual denota la relevancia semántica de cada definidor para definir al concepto clave; y su distancia semántica con respecto al concepto clave, etc.

Cabe señalar que lo que Figueroa y cols. llaman jerarquización de definidores conceptuales no lo es realmente, dado que en ningún momento se le pide al sujeto una tarea específica mediante la cual establezca relaciones de supra o subordinación entre los definidores de los conceptos claves. Más bien lo que se le pide es que asigne un valor de la importancia que él le da a cada uno de los definidores, sin importar si tal definidor es de un orden jerárquico supraordinado o subordinado. El peso diferencial se da, más bien, a su pertinencia para la definición del concepto clave.

Un aspecto que debe ser enfatizado es que las técnicas de memoria semántica de Figueroa y Szalay tienen un elemento común que hay que marcar como de peculiar importancia para el desarrollo de este trabajo: obtienen valores grupales, derivados de las características específicas de sus grupos de referencia. Valores grupales, no apriorísticos, que resultan de particular importancia para la construcción de evaluadores computacionales que requieran aprender patrones de asociaciones que tipifican a diversos tipos de estudiantes.

Y dado que las representaciones del conocimiento derivado de la comprensión de un texto tienen dos componentes: lo que el lector construyó del texto en sí mismo y el conocimiento que el lector le aporta al texto, conocimiento prácticamente ilimitado, el proceso de integración de ambas representaciones adquiere un interés especial para la teoría de redes semánticas.

Los modelos de memoria semántica utilizando producciones naturales han recibido a la fecha interesante apoyo empírico en el contexto nacional e interna-



cional. Han sido aplicados en diversas áreas, entre otras: representación del conocimiento, tipicidad e identificación de organización de memoria en expertos-novatos (Bravo, Romero y Vargas, op. cit. y Bravo, Alvarez y Arce, op. cit.) con estudios que implican un énfasis particular en el fenómeno intensional de la memoria semántica. También se han generado estudios de las relaciones extensionales de la memoria semántica, básicamente en el área de la Psicología Social, como son los estudios sobre la construcción de la representación social y sobre el entendimiento de mecanismos de construcción de significados sociales (Díaz Guerrero y Szalay, 1991), en la investigación transcultural sobre las percepciones y motivaciones que influyen en las preferencias y el comportamiento de estadounidenses, mexicanos y colombianos (Díaz Guerrero y Szalay, 1993), obra que refleja claramente la capacidad de este tipo de modelos (y técnicas asociadas) para guiar abordajes e intervenciones culturales a partir de la comprensión subjetiva que tienen los sujetos sobre realizaciones interpersonales y comunicación; como también se ha realizado investigación en autoconcepto (Valdez y Reyes Lagunes, 1992); en investigación sobre el significado psicológico de conceptos sobre vida y muerte (Díaz Carrera y Reyes Lagunes, 1992); en investigación sobre conceptos de partidos políticos, oposición, sindicato y gobierno (Reyes Lagunes y Ferreira, 1990), entre otras.

Sin embargo, no se conoce su utilidad en la construcción de redes neuronales simuladas capaces de aprender y recordar los patrones de interconectividad producidos por diferentes tipos de estudiantes.

Con base en lo anterior, resultó de interés utilizar la técnica de Redes Semánticas Naturales de Figueroa y colaboradores (op. cit.), como técnica de recolección de datos para la fase experimental del estudio, dada su facilidad de aplicación, su dinamismo y sobre todo, que al momento, fue la que más se adecuó al propósito de la investigación.

### **C.3) SOBRE EL ENFOQUE CONEXIONISTA**

#### **c.3.1.) Tensiones en el campo de la Psicología Cognitiva.**

**La memoria como memoria dependiente de contenido y resistente al ruido**  
En el cuerpo teórico de la Psicología Cognitiva han habido crisis que han requerido atención especial por parte de sus estudiosos. Una de estas crisis, todavía vigente, muestra la insuficiencia de la aproximación racionalista para explicar lo cognitivo (Vega, op. cit.). La tensión particular ha sido generada por la contradicción entre algunos de los supuestos en los que se basan los modelos cognitivos computacionales y los datos experimentales obtenidos hasta el momento. El problema surge porque los modelos cognitivos convencionales se basan, principalmente, en el



paradigma dominante en cognición: el simbólico, mismo que es constitutivo de los procesos cognitivos mediados por la manipulación de estructuras simbólicas. En este paradigma se predice un manejo potencialmente bueno para inferencias de naturaleza formal, propias de la lógica hipotética-deductiva. Como también se predice alto recuerdo para material simbólico arbitrario, a partir de la aplicación de los supuestos subyacentes al procesamiento de información, particularmente, los relacionados con la existencia de procesos formales (algoritmos) cuya utilización apoya la ejecución de un número infinito de conductas, a partir de un sistema finito de operaciones.

Sin embargo y a pesar de que los avances logrados por ésta aproximación han sido muy importantes, se han dejado problemas por resolver. Entre ellos, los relacionados con entender cómo es que operan las inferencias sensibles al contexto y cómo es que se dá la recuperación de la memoria dependiente de contenido. Los datos empíricos sobre este tipo de memoria e inferencia humanas marcan, al contrario de lo que predicen los modelos convencionales, que el razonamiento cotidiano aún cuando es dependiente del contexto y fácilmente anulable, es ejecutado naturalmente y con sencillez; en tanto que las personas, por lo contrario, somos relativamente incapaces de ejecutar las más simples formas de razonamiento formal (Wason y Johnson-Laird, 1972).

Otra contradicción entre los supuestos teóricos y los datos experimentales está relacionada con el hecho de que los recursos simbólicos convencionales, al no ser dependientes de contenido, tienen fallas durante la recuperación de trazos de memoria cuando se enfrentan a un input o entrada de información degradado o dañado. Es decir, son extraordinariamente frágiles, lo que no concuerda con la capacidad humana mostrada al respecto. El acceso a la memoria dependiente de contenido, en dominios de conocimientos ricos, parece ser natural y no problemático. En tanto que, las personas sólo pueden retener muy pequeñas porciones de material arbitrario (Oaksford, Chater y Stenning, 1992).

En términos generales, la investigación experimental ha dado suficiente evidencia para poder establecer que la memoria es dependiente de contenido y resistente al ruido. Estas dos características no han sido bien tratadas por los modelos computacionales derivados del Procesamiento Humano de Información, el paradigma simbólico por excelencia. Razón que ha hecho que modelos computacionales alternativos, como los del paradigma de procesamiento distribuido paralelamente generen una ola de interés importante en el campo del estudio de la memoria y procesos complejos.

Fodor y Phyllyshyn (1988) conceptualizan a los procesos simbólicos cognitivos como independientes de su implementación, por lo que no están interesados en estudiar y explicar la estructura interna del símbolo, sino más bien en la manera

en cómo este símbolo es construído y procesado. En cambio Rumelhart (1989) enfatiza la importancia de su estudio.

### **c.3.2. Conceptos básicos en conexionismo:**

Pero veámos el siguiente ejemplo ilustrativo. La explicación que se daría en P.H.I. al hecho de que alguien diga el nombre de un objeto cuando éste le ha sido presentado (por ejemplo, una pelota) asume que la imagen visual de la pelota sería el desencadenante de una serie de procesos fisiológicos que tendrían por objeto codificar esta información fisiológica y construir así un símbolo. Dicho símbolo sería transferido después a través de algún canal de información simbólica al sistema de habla en donde a su vez sería decodificado en patrones fisiológicos adecuados para la articulación correcta del nombre del objeto.

#### **c.3.2.1: Representación del símbolo vs. la estructura interna del símbolo.**

En esta explicación, la estructura interna de un símbolo es irrelevante a la forma en la cual unos símbolos interactúan con otros. Todo lo que se necesita es que el símbolo tenga identidad propia, de forma tal que pueda ser manipulado por reglas o por los programas computacionales que las contienen.

En cambio, para los conexionistas (Chater y Oaksford, 1990) los procesos cognitivos no son autónomos de sus implementaciones, por lo que se requiere estudiar la estructura interna de los símbolos. Pero no nada más esto es necesario, sino que es menester establecer que la interacción entre modelos convencionales simbólicos y modelos emergentes conexionistas es básica para explicar mucho de la cognición, particularmente en los terrenos de los modelos computacionales.

En el ejemplo de la construcción del símbolo "pelota" podríamos señalar que ésta no es la única forma posible de organizar un sistema de procesamiento de información simbólica, porque también es muy posible que los símbolos tengan una estructura interna y que ésta determine, en gran medida (causalmente hablando) la interacción entre dichos símbolos. Así por ejemplo, un símbolo podría corresponder a un patrón de actividad fisiológica de una red neuronal. De esta forma la representación de la pelota activaría representaciones previamente aprendidas almacenadas y distribuidas entre las conexiones de unidades neuronales, ocasionando patrones fisiológicos equivalentes a un símbolo. Esta posición teórica es conocida como **conexionismo**.

El término **conexionismo**, es un término genérico, que engloba a una variedad amplia de formas algorítmicas y arquitecturas, que fue acuñado por Feldman y Ballard (1982) para referirse a una clase de modelos que realizan sus cómputos a través de las conexiones entre unidades simples de procesamiento. Este

paradigma es también conocido con el nombre de "neurocomputación" o de "redes neuronales", y una instancia de estos modelos está constituida por los modelos de "procesamiento paralelo distribuido" (Rumelhart, McClelland, y el PDP Research Group, 1986).

### c.3.2.2.- Estructuras de datos almacenados vs. patrones de activación constantemente actualizados

El conexionismo también es una aproximación a la computación que difiere significativamente de los métodos tradicionales de procesamiento de símbolos: más que tener almacenado un programa que maneje estructuras de datos y que sea interpretado por un procesador, el sistema conexionista consiste en un número grande de unidades de procesamiento (nodos) interconectados de tal forma que conforman una red. Cada conexión de la red tiene un peso asociado (o fuerza) la cual determina qué tan importante es la conexión y cuánto se influyen mutuamente los nodos conectados por ella. Los valores computados por los nodos son puramente numéricos y son activados entre el resto de nodos, vía las conexiones.

En neurocomputación, las unidades de procesamiento tienen una estructura muy similar a la de una neurona (favor de ver la figura No. 4). Cada unidad de procesamiento recibe entradas de un gran número de otras unidades cuyos entradas tienden a excitar (o inhibir, dependiendo del tipo de conexión sináptica) su nivel de excitación normal. El nivel de activación es una función del número de conexiones, del tamaño de sus pesos, de su polaridad (estimuladora o inhibitoria) y de la fuerza de las señales que entran. En efecto, hay varias rutas de acceso de la información y es posible combinar y sumar la intensidad o pesos de las señales que se reciben de las otras unidades de procesamiento, con las que está interconectada. Esto se traduce en niveles de actividad interna en el cuerpo neuronal.

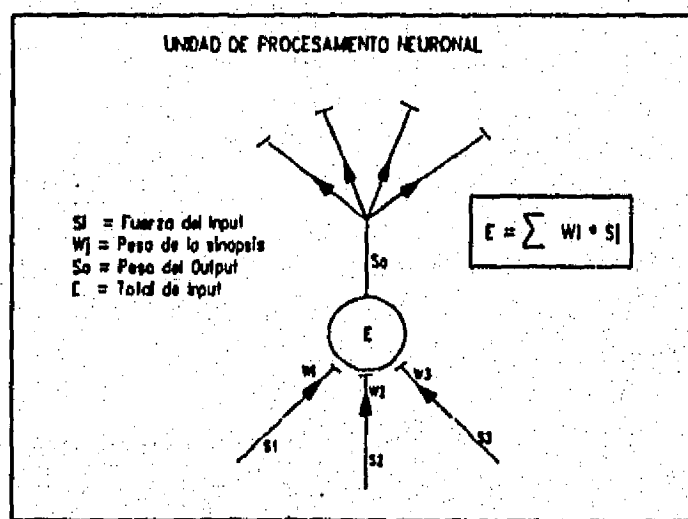


Figura No. 4

Adaptada de Churchland, 1990.

Cada unidad emite constantemente una señal de salida o output, señal cuya fuerza es una función directa del nivel general de activación. Las unidades admiten varios niveles de activación que varían entre 0 y 1. Al nivel de salida de la información, se puede decir que al ser una función total del total del input (E), la unidad modula su nivel de actividad y emite una señal de salida de cierta fuerza (So), pero So no es una función lineal de E. Mas bien es una función de forma S, sigmoidea. (Ver figura No. 5).

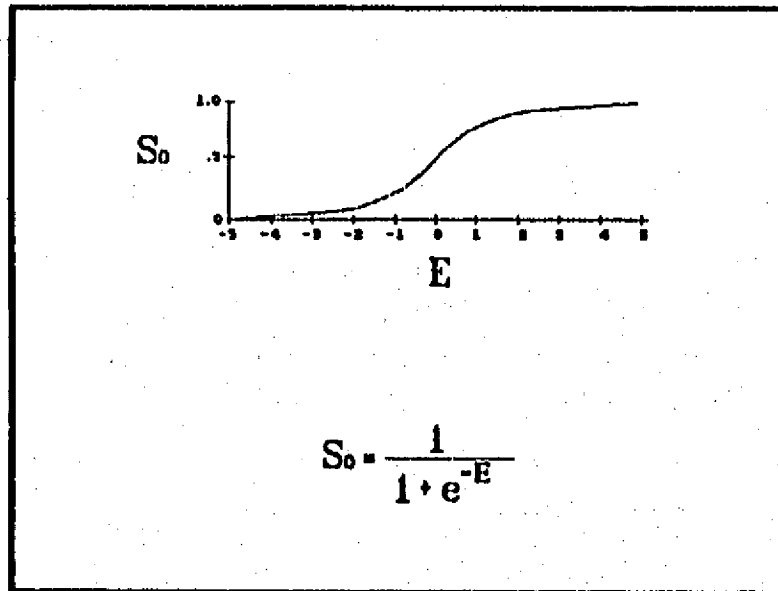


Figura No. 5 (función sigmoidea)

La suma de los pesos combinados de las señales de entrada al elemento de procesamiento puede ser modificada o ajustada por una función matemática, que se llama "función transferente". Esta puede operar como un umbral, que sólo deje pasar información si la suma de los pesos alcanza un cierto valor. O bien, puede operar también de manera que permita el flujo de la información en forma continua. En una u otra variante, lo que genera es una señal de salida.

Dado que cada conexión tiene un cierto peso, las señales de entrada a un elemento de procesamiento son modificadas por estos valores antes de ser combinados y sumados. Por lo tanto, hay una función de "sumación" (de aditividad), que toma en cuenta dichos pesos de entrada. El valor de salida, dependiente de la función transferente, por lo general es enviado de manera directa al "axón" del elemento de procesamiento, que consiste en una trayectoria o camino para propagar las señales a otros elementos de procesamiento y formar redes de interconexiones.

Como puede advertirse, las entradas y salidas de información al elemento de procesamiento están reguladas por las funciones de sumación y transferencia, respectivamente.

### c.3.2.3. Arquitectura de capas

Ahora bien, una red neuronal requiere que un cierto número de elementos de procesamiento estén interconectados, lo que por lo común integra grupos de elementos de procesamiento llamadas "capas". Una red típica se compone de una secuencia de capas: de entrada (input), intermedias y de salida (output). Ver figura No. 6. Dependiendo de cómo estén diseñadas, los elementos de procesamiento pueden estar conectados total o parcialmente entre sí.

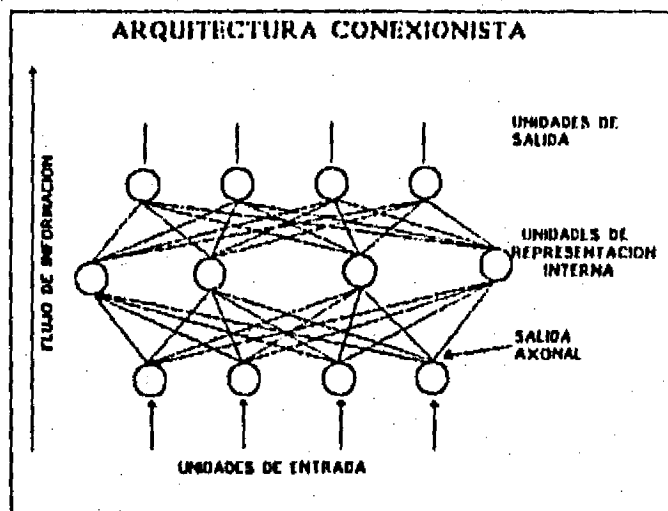


Figura No. 6

### c.3.3.- Operación de una red neuronal

Cada nodo toma entradas o inputs de aquellos otros nodos a los cuales está conectado, computa un simple valor numérico a partir de ellos y lo pasa a otros nodos para los que sirve como una fuente de entrada. La computación ejecutada es en extremo simple: usualmente toma la forma de "computa la suma de los pesos de los inputs que llegan al nodo y da un 1 de salida si la suma es mayor que algún umbral" o "computa la suma de los pesos de los inputs del nodo y da de salida alguna función, por ejemplo, la función sigmoide de esta suma".

Más formalmente enunciado, "deje que el número de nodos en una red sea  $N$ . Indique el peso entre el nodo  $i$  y el nodo  $j$  ( $1 \leq i, j \leq N$ ) por  $w_{ij}$ , donde  $w_{ij}$  es 0 para los nodos que no están conectados. Un valor positivo para  $w_{ij}$  se dice que es excitatorio, en tanto que un valor negativo se dice que es inhibitorio. Deje que la salida de un nodo  $i$  sea indicada por  $out_i$ . Entonces:

$$out_i = f\left(\sum_{j=1}^N w_{ij} out_j - \Phi_i\right)$$

donde  $\Phi$ , es un umbral para el nodo y  $f$  es la función de activación del nodo. Diferentes opciones de  $f$  producen diferentes clases de redes conexionistas.

En neurocomputación, el aprendizaje es concebido asociativamente como una adaptación o modificación de "pesos" de conexiones, en respuesta a los estímulos presentados como entradas. El proceso por el cual una red aprende es visto como un entrenamiento. Los estímulos que se presentan constituyen respuestas deseadas o esperadas a dichas entradas de información.

### **c.3.3.1.- Aprendizaje de una red neuronal**

A grandes rasgos, el proceso de enseñar a una red neuronal consiste en los siguientes pasos:

- 1.- Se introduce la información específica que va aprenderse;
- 2.- Se asignan valores (pesos) a las conexiones entre los elementos,
- 3.- Se corre la red, con lo cual la red neuronal reajusta por sí misma los pesos muchas veces hasta que su respuesta sea lo suficientemente precisa, es decir, semejante al output deseado.

Las respuestas esperadas pueden ser proporcionadas como ejemplos o modelos a partir de los cuales la red recibirá entrenamiento. En este caso, se trata de un proceso de aprendizaje "supervisado". Cuando no se presentan las salidas deseadas, el aprendizaje es "no supervisado". Si las respuestas esperadas como salida son iguales a los estímulos presentados como entrada, se tipifica a la red como "auto asociativa". En cambio, si las entradas y las salidas esperadas son diferentes, entonces se considera a la red como "heteroasociativa".

Otra clase de aprendizaje es el que se refuerza mediante alguna forma de realimentación, informando a la red si la respuesta es o no la esperada.

Indistintamente de qué clase de aprendizaje se trate, un rasgo común a cualquier red es que hay "reglas" que especifican cómo se adaptarán los pesos en respuesta a un ejemplo o modelo. Esto puede requerir que se presenten a la red muchos ejemplos varios cientos de veces. Los parámetros que gobiernan una regla de aprendizaje pueden cambiar en el tiempo conforme la red progresa en el entrenamiento. El control a largo plazo que ejercen estos parámetros se conoce como "programa de aprendizaje".

En términos generales, se asume que el sistema habrá aprendido cuando puede generar los patrones de activaciones correspondientes a ciertos inputs dados. Y

la manera como se hace depende de diferentes paradigmas de aprendizaje.

La mayoría de los sistemas conexionistas usan alguna variedad de la Regla Delta, gracias a la cual ajustan sus pesos hasta que logran "aprender", es decir, **reproducir el patron de asociatividad** entre las unidades comprometidas.

### **c.3.3.2.- El recuerdo en la red neuronal**

Por su parte, el recuerdo se refiere a cómo procesa la red un estímulo que es presentado, para crear una respuesta. El recuerdo por lo común es parte integral de un proceso de aprendizaje, tal como ocurre cuando una respuesta deseada de la red se compara con la salida que muestra y se generan señales de error, acordes a las diferencias que se observan.

Actualmente, debido a limitaciones tecnológicas, se tienen más redes neuronales artificiales que corren en computadoras digitales, es decir más **software** que simula redes neuronales (**neuroware**), que redes neurales físicas en **hardware** (**neurocomputadoras** en sí).

Los paquetes de simulación más desarrollados, tales como el "NeuralWorks Professional II" (1989) utilizado en esta investigación, permiten especificar las características de las capas de los elementos de procesamiento, las conexiones, el método de aprendizaje y de control, y las funciones de sumación, de activación, y de transferencia, entre otras cosas.

Sin embargo, algunos de ellos (como el citado NeuralWorks Professional II) aún requieren de paquetes complementarios sumamente costosos como el "Designer"; o bien, de programación por parte del usuario, para poder proporcionar a la red neuronal la información que va a aprender, de manera flexible y de acuerdo a las necesidades de investigación del usuario, así como para obtener resultados interpretables y procesables subsecuentemente.

### **c.3.4 Taxonomía y diferenciación de Redes Neuronales**

Siguiendo a Hanson y Burr (1990) se pueden usar cuatro rasgos dicotómicos que nos permiten clasificar los tipos de redes neuronales en una red jerárquica. Tales rasgos son: linealidad vs. no linealidad; recurrencia vs. ausencia de recurrencia; reglas tipo hebbianas vs. reglas de corrección de error y sinápsis pasivas vs. sinápsis competitivas. En la figura siguiente se puede ver la estructura jerarquizada.

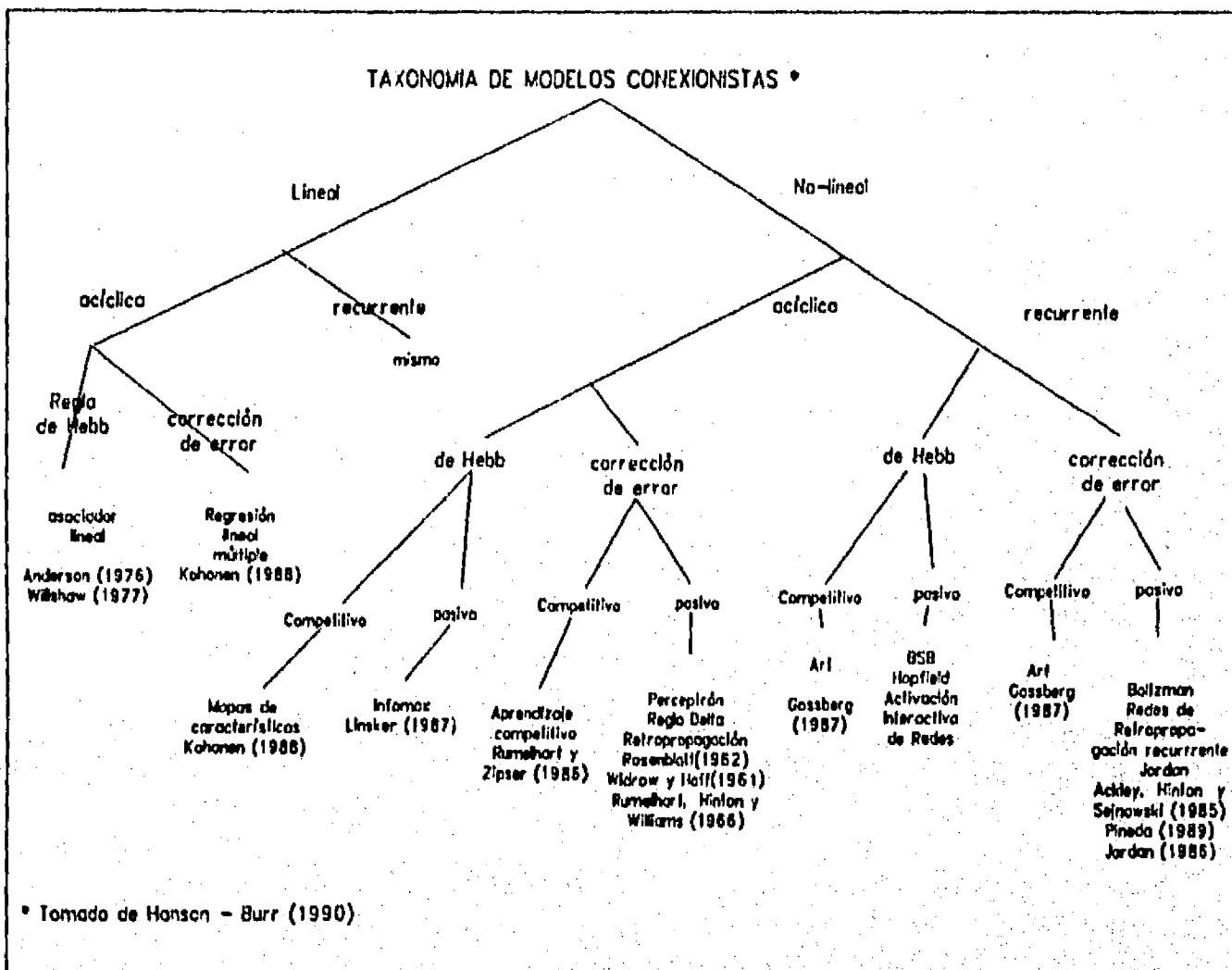


Figura No. 7

El primer nivel corresponde a la función de activación o transferencia que determina el tipo de información que una unidad puede pasar a otra. La función de activación puede ser lineal o no. Si los nodos en la red tienen funciones de activación lineal y no hay realimentación entre los nodos (es decir, redes de alimentación pura hacia adelante) entonces la red puede ser entrenada para comportarse como una memoria asociativa y tal red nunca podrá ejecutar tareas de clasificación en tanto que siempre producirá como output una función lineal de sus inputs.

En cambio, los modelos no lineales son capaces de generar ejecuciones más variables y complejas.

El segundo nivel de la jerarquía lo ocupa la dimensión relacionada con la naturaleza de las conexiones entre unidades: éstas pueden ser tanto recurrentes, aquellas que permiten la activación simétrica o asimétrica del flujo a través de toda la red en direcciones arbitrarias y las no recurrentes, aquellas conexiones que especifican (hacia adelante o acíclicas) que sólo permiten el flujo de información



en una sola dirección. La recurrencia requiere que la función de activación sea no lineal.

El tercer nivel de la estructura jerarquizada de la taxonomía de Hanson y Burr (op. cit) presenta la regla de aprendizaje en términos de las propiedades del input: si los estímulos no están correlacionados en el espacio de rasgos, entonces se usa la regla Hebb (Hebb, 1949) que puede ser usada para aprender o almacenar los patrones en una red sin interferencias. La regla Hebb modifica la correlación entre las actividades de las unidades. Puede ser usada en una tarea de aprendizaje no supervisado en el que no se da ninguna reallimentación correctiva. La otra es la regla delta, que se usa cuando los estímulos no pueden ser expresados como transformaciones lineales uno de otro. Es una regla de corrección del error (Widrow y Hoff, 1960). La regla delta utiliza la discrepancia entre cada actividad de las unidades y la respuesta correcta para modificar la correlación entre las unidades. Un sistema no supervisado de corrección del error debe de alguna manera establecer un criterio interno para saber cuándo la respuesta es correcta).

La mayoría de los sistemas conexionistas usan alguna variedad de la Regla Delta, gracias a la cual ajustan sus pesos hasta que logran "aprender", es decir, reproducir el patrón de asociatividad entre las unidades comprometidas.

El último nivel de la taxonomía aquí descrita lo ocupa la capacidad de competir o no que tienen las conexiones de las unidades de procesamiento entre sí, competencia que se establece alrededor de la fuerza de activación: muchas redes neuronales se basan en la competencia entre unidades. En ellas, un grupo de unidades respondientes se inhiben mutuamente y compiten para ser las únicas activadas, para cualquier input dado. Cuando una de ellas gana aumenta la probabilidad de seguir ganando y así, sucesivamente, se fortalecerá hasta llegar a ser la única que responda. Otras redes no utilizan la competencia entre unidades. Además de las diferencias marcadas por la taxonomía descrita podemos encontrar otras distinciones:

a) Otra distinción que puede ser hecha en cuanto a los tipos de redes neuronales se basa en el tipo de tarea que realice y en el tipo de algoritmo de aprendizaje que utilice. Dado esto se pueden encontrar dos tipos:

a.1.) **Aprendizaje supervisado:** en este tipo de tarea, lo primero es computar alguna función conocida de los inputs. En este caso la red aprende a hacer la tarea al presentársele ejemplos entrada - salida de la función y el algoritmo de aprendizaje, entonces, ajusta los pesos hasta que el sistema aprende a hacer la tarea. Este tipo de aprendizaje es quizá el que más ha tenido éxito en capacitar a las redes a ejecutar tareas específicas.

Utiliza normalmente, un gradiente descendiente para minimizar, en alguna medida, lo mal que el sistema lo está haciendo. Por ejemplo, las redes de retropropagación del error trabajan por minimización de los cuadrados mínimos del error. Una representación gráfica se puede ver en la Figura No. 8, que aparece a continuación.

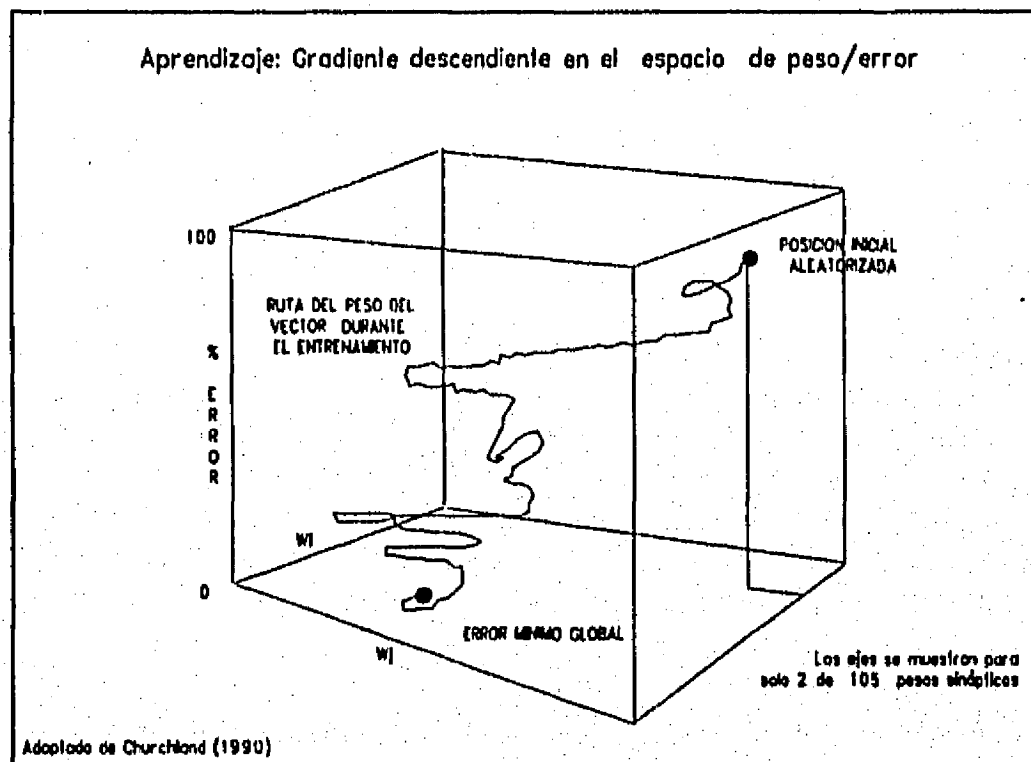


Figura No. 8

a.2) **El aprendizaje no supervisado.** Este es el otro tipo de tarea en el cual la red solamente recibe la presentación de ejemplos de alguna entrada y se le deja descubrir los principios de organización de los datos por sí misma. En este tipo de aprendizaje nunca se especifica una función de salida. Esencialmente este tipo de red busca patrones en la entrada (el input) y trata de clasificar un vector dado dentro de alguna categoría.

b) Otra distinción puede ser hecha de acuerdo al tipo de las respuestas esperadas como salida.

Hay dos tipos básicos: los **autoasociadores**, los que reproducen total o parcialmente el patrón de la entrada, toda vez que éste ha sido alimentado a la máquina y los **heteroasociadores**, los que producen un patrón sin haberselo dado previamente.

Algunas memorias en redes neuronales son asociativas en el sentido de que si a la red entrenada se le presenta sólo una parte del estímulo será capaz de

seleccionar de la memoria la respuesta apropiada y darla como si se tratara del estímulo completo. Si la red es autoasociativa, es decir, si el estímulo es igual a la respuesta deseada para todos los pares de ejemplos mostrados durante el entrenamiento, al presentar un estímulo incompleto a la red, se producirá su completamiento. Tales propiedades son entendidas como procesos de "generalización."

En síntesis, el paradigma conexionista rechaza la arquitectura de reglas y representaciones que requieren de la incorporación de procedimientos explícitos para determinar una actividad cognitiva. En cambio, se interesa en el desarrollo de una estructura interna, considerando que el **aprendizaje** es la actividad natural del sistema.

A la fecha se han desarrollado modelos conexionistas que utilizan una red, relativamente simple, de elementos que presentan conexiones mutuamente excitatorias e inhibitorias y que tratan de simular procesos psicológicos. Por ejemplo, el modelo de activación interactiva de percepción de letras de McClelland y Rumelhart (1981). En él se ilustra cómo una red de conexiones es la manera natural para expresar computaciones en las cuales representaciones de bajo y alto nivel deben ser computadas simultáneamente para que puedan mutuamente influirse.

Las unidades o neuronas del modelo interactúan mutuamente y se organizan en tres niveles de procesamiento: el de rasgos, el de letras y el de palabras. Consultar la figura No. 9.

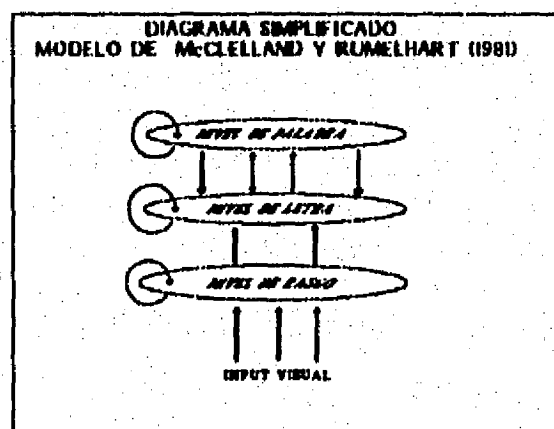


Figura No. 9

Los rasgos son tipos de segmentos que a su vez son los constituyentes de las letras. Una unidad "rasgo" dada es activada por la presencia de un rasgo particular, en una posición determinada en una letra, dentro de una palabra.

La interacción entre las neuronas o unidades, están dadas por las conexiones

entre los diferentes niveles de rasgos, letras y palabras. A su vez las conexiones pueden ser tanto excitatorias como inhibitorias: se considera que una unidad de un nivel dado es capaz de excitar unidades de otros niveles con las cuales tenga consistencia. En tanto que inhibirá unidades con las que sea inconsistente.

El proceso perceptual comienza cuando un grupo de unidades de rasgos correspondientes a una palabra, son activadas. De ahí los efectos excitatorios e inhibitorios se moverán hacia arriba y hacia abajo de cada nivel de la red. Si las conexiones se establecen en el sentido adecuado, la red neuronal alcanza de manera fácil y rápida un estado estable en el que la unidad aprendió a representar la palabra correcta. Consultar la figura No. 10 que se presenta a continuación.

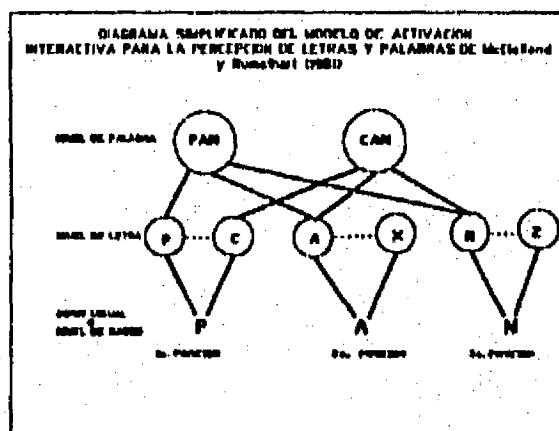


Figura No. 10

### c.3.5.- Implicaciones de las redes neuronales a la Inteligencia Artificial

Con relación al paradigma emergente, el del **Procesamiento Distribuido Paralelamente**, la Inteligencia Artificial puede encontrar los siguientes elementos:

- que están inspirados en la estructura biológica de la cognición, de aquí que también se les denomine modelos neurocomputacionales;
- que dan cuenta del alto grado de paralelismo tanto en términos de estructura, como de función del sistema de procesamiento de información,
- que permiten modelar principios referentes a procesos cognitivos como fenómenos emergentes y no como cajones, ni como estructuras pre-existentes en el sistema procesador de información.
- que ofrecen explicaciones que no habían podido darse por los modelos

computacionales formales.

A diferencia de las computadoras seriales que hacen una cosa por vez rápidamente, una red neuronal está compuesta de muchos elementos de procesamiento interconectados, que operan en paralelo, poseen un método específico de aprendizaje, y operan de una forma similar a como las neuronas del cerebro manejan la información. Los elementos de procesamiento son sumadores de señales de entrada, generadores de una función de transferencia, y productores de una señal de salida.

Estos elementos de procesamiento están organizados en una secuencia de capas con conexiones entre ellos y/o entre capas sucesivas. El manejo de información está constituido por los cambios en los patrones de activación de los elementos a través del tiempo.

Las diferencias tan radicales de componentes y de operación entre las computadoras seriales y los neurocomputadores, han conllevado a su vez, a un sinúmero de cambios conceptuales. Por ejemplo:

- a) ya no es necesario un procesador central que controle la secuencia de operaciones;
- b) en vez de medir la memoria de la red neuronal en bytes, se mide en número de interconexiones;
- c) mientras que la velocidad de una computadora digital se expresa en instrucciones por segundo, la velocidad de una red neural se mide en interconexiones por segundo;
- d) las redes neuronales tienen una entrada y una salida, como el cómputo tradicional, pero también tienen **activación a nivel de una llamada capa de unidades ocultas**;
- e) el aumento en la cantidad de información manejada no requiere de más memoria, ni de mayor sofisticación en las técnicas heurísticas de acceso, como sucede con expertos computacionales tradicionales, sino que las redes neuronales usan una **matriz de conectividad** que previamente aprende a categorizar las masas de información;
- f) finalmente, en vez de programar una red neural, se le enseña a dar respuestas aceptables.

Entre las ventajas de las redes neuronales están el que proporcionan respuestas adecuadas aún ante información nueva, incompleta, y confusa, y que mejoran su

ejecución entre más información tengan, tal y como lo hacemos los humanos (McClelland, Rumelhart, y Hinton, 1987).

Dadas las ventajas reseñadas arriba, las redes neuronales han sido usadas en investigaciones de áreas tan diversas como en el procesamiento de imágenes y señales, la lectura de manuscritos en japonés, el reconocimiento espacial, y el control de procesos diversos. Pero sorprendentemente, las funciones de estas redes neuronales no se quedan a un nivel teórico, sino que ya son usadas en la industria norteamericana, entre otras cosas, para interpretar señales de audio complejas y confusas, como es el caso de los modems de alta velocidad, los cuales están constituidos por una red neuronal de una sola "neurona" y muchas interconexiones. También, redes neuronales simuladas en computadoras seriales son usadas ya para crear sistemas de reconocimiento del habla de alta calidad (MacIntosh ha creado un reconocedor de habla para una cadena de restaurantes de comida rápida) y se ha implementado otro para el diagnóstico médico.

Cabe hacer notar, sin embargo, que la mayoría del trabajo neurocomputacional detallado en el estudio de la cognición, ha versado sobre actividades relativamente periféricas. Trabajos en memoria y comprensión de de textos han sido hechos por muy pocos mecanismos conexionistas (e.g. Shastri y Feldman, 1986).

La explotación de la enorme flexibilidad y parecido con el procesamiento humano de las redes neuronales y su aplicación, no se han extendido aún al ámbito educativo.

#### **c.4) Sobre la comprensión de lectura a la luz de un modelo conexionista: el modelo de Construcción- Integración de Kintsch (1988).**

La mayoría de científicos de la cognición coinciden en definir al proceso de la lectura como la habilidad de traducir la información visual de las páginas, y de **comprender el significado** del texto. Esta definición deja a un lado otro tipo de actividades verbales muy relacionadas como son la revisión de trabajos escritos para encontrar errores tipográficos; el vistazo que se realiza al buscar teléfonos en la sección amarilla; la lectura de velocidad; y la lectura con fines de traducción.

Como implica la definición, el proceso de lectura comienza con una traducción de las señales ópticas físicas, en unidades significativas a varios niveles, incluyendo características diferenciables, letras, palabras, oraciones, párrafos, e ideas.

De acuerdo a modelos "de cascada" la traducción a varios de estos niveles

comienza en forma semi paralela, ya que aunque comenzamos por el nivel jerárquico más bajo, la información acumulada en los niveles jerárquicos más altos envía retroalimentación de arriba hacia abajo, información que contribuye a la identificación en los niveles jerárquicos más bajos. En esta integración contribuyen tanto el conocimiento ortográfico como el de la sintaxis, aún cuando su recuperación sea implícita y realizada automáticamente en nuestra memoria. Ver figura No. 11

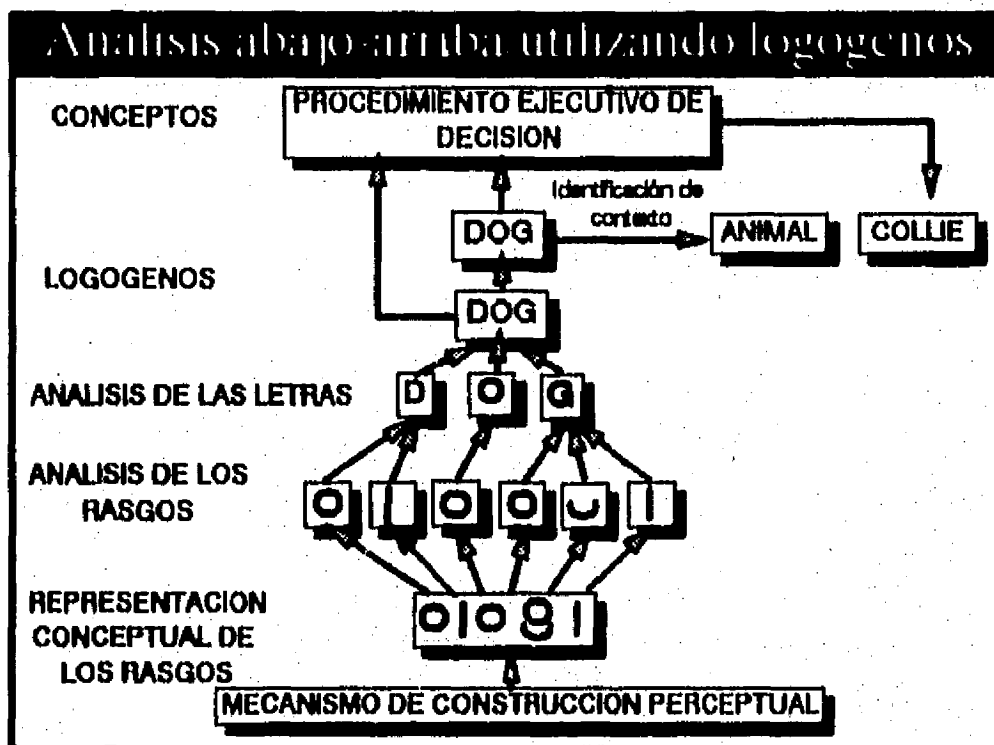


Figura No. 11

Sin embargo, la comprensión de textos es algo más que entender la sintaxis, las relaciones literales entre objetos, y la secuencia temporal de eventos; ésta involucra un conocimiento más amplio del mundo que incluye planes, intenciones y causación.

Los detalles acerca de cómo se realiza esta conversión en significado y de la relevancia de los diferentes procesos, varían de acuerdo a los diferentes modelos teóricos, como ya hemos visto.

Cabe señalar, que existen tres criterios generales que tipifican la comprensión y el conocimiento de un tópico, especialmente si este conocimiento ha sido adquirido a partir de un texto escrito. Estos criterios, propuestos por Greeno (1977) son los siguientes:

1. La representación del texto en la memoria del individuo debe estar *coheren-*

*temente interconectada.*

2. Debe existir una correspondencia entre la *representación interna* del texto en la memoria del individuo, y el *texto mismo*.
3. Debe existir una relación entre los *conceptos presentados por el texto*, y el *conocimiento general del individuo*.

Estos criterios reflejan primero que nada, que los individuos representan cognitivamente la o las situaciones descritas por un texto, es decir, *de lo que el texto trata*, más que la representación del texto en sí. En realidad, tal y como mencionan van Dijk y Kintsch (1983), si todo lo que obtuviéramos a partir de un texto fuera la descripción del texto mismo, sería difícil dar cuenta de cómo es que los textos pueden modificar nuestras ideas acerca de la gente, de las cosas, y de los tópicos mencionadas en el texto.

En vez de esto, las representaciones cognitivas de esa gente, de esas cosas, y de esos tópicos, pueden ser modificadas directamente participando en la elaboración de un "modelo mental" del texto.

En términos muy generales, una de las posiciones teóricas propone que la **información de alto nivel maneja a todo el sistema**. Algunos de los modelos que caen dentro de esta categoría proponen que los individuos poseen representaciones del conocimiento del mundo, en su memoria, denominadas esquemas (Bartlett, op. cit), guiones, marcos (Shanck y Abelson, op. cit.), o redes (en diferentes versiones), los cuales están formados por nodos conceptualizados como localistas y relacionados entre sí. De acuerdo a estos modelos, toda la información extraída de la lectura de un texto es entendida cuando se usa para "llenar" esos esquemas.

La segunda posición establece que posiblemente se construyan **estructuras más locales**, a través del uso de la sintaxis, el significado literal de las palabras, y la heurística general del discurso. Estas estructuras locales, a su vez, se amalgaman periódicamente en el significado del pasaje más global o esquemático. La teoría propuesta por Kintsch y van Dijk en 1978 denomina "microestructura" y "macroestructura" a estos niveles de representación locales y globales, respectivamente. Una versión muy reciente de esta aproximación es la teoría Construcción-Integración de Kintsch (1988).

El modelo de Construcción - Integración (Kintsch, op.cit.) retoma los elementos básicos planteados arriba y detalla algunos procesos y relaciones que habían sido poco elaborados, a la luz de las más recientes teorías en materia de formación de conceptos, de redes proposicionales y de sistemas conexionistas. Entre los



aspectos que conserva están: a) la estructura (micro y macro) del texto; b) el uso de macro-operadores para la identificación de la macroestructura; c) la proposición como unidad de análisis y d) que el procesamiento se realiza por ciclos.

En cambio, el modelo contrasta con modelos guiados conceptualmente (tipo "Top down") dado que usa una aproximación más bien de análisis de rasgos, abajo - arriba ("Bottom-up"), en la que se combinan rasgos del sistema simbólico (la construcción involucra un sistema gobernado por reglas que construyen una red de representación del texto y del conocimiento que ha sido activado) con elementos de sistemas conexionistas (la fase de integración usa un mecanismo de satisfacción de requisitos que genera una interpretación consistente del texto a ser comprendido). Los sistemas únicamente simbólicos requieren de reglas inteligentes y de complicadas estructuras de control (como los esquemas) para asegurar que las inferencias correctas sean hechas en el momento correcto y que el conocimiento relevante y solamente el relevante sea activado en cada situación. A diferencia, los sistemas subsimbólicos, como el de la fase de Integración de la teoría de Kintsch (op. cit), lo puede resolver con reglas más generales, pero más fuertes dado que sus inferencias se establecen a partir de un contexto de integración por asociaciones locales lo que asegura que los elementos contextualmente irrelevantes sean desactivados en la red.

### **El modelo de integración-construcción de Kintsch de 1988.**

En forma similar a lo concebido por Anderson (1983), Kintsch (1988) plantea que entre un nodo y un argumento hay dos relaciones: una de carácter asociativo y otra de naturaleza semántica, pero Kintsch sólo operacionaliza la "fuerza de la conexión" que se refiere a la primera y habla, sin entrar en detalles, de la "cercanía entre conceptos" como una variable del segundo tipo que interviene en el proceso de significación.

El modelo considera que cuando el lector se enfrenta una tarea de lectura construye una base de texto o representación de éste. Los elementos que la constituyen son del mismo tipo que los de la base general de conocimientos: de carácter proposicional, pero la primera no forma parte de la segunda, son estructuras distintas y separadas con propiedades específicas. El texto base se edifica por selección, modificación y reorganización de las proposiciones contenidas en la red general de conocimientos.

Un aspecto importante en este modelo es que la definición de los conceptos no aparece explícitamente señalada en la red, es configurada de acuerdo con la posición donde se ubique el nodo. Las asociaciones y cercanías semánticas constituyen la esencia del significado, lo que implica que la activación dirige la recuperación de los significados y a la vez éstos pueden variar en función de las

entradas que son procesadas. Así para un contexto determinado, por ejemplo, café en grano, sólo se emplearán significados que encaje en él, café y bolsa de papel. Cuando una palabra es percibida se activa en la red general de conocimientos el nodo y los argumentos que se relacionan con el sentido que encaja con la entrada particular, en función del contexto de ocurrencia específico. De esta forma, los **significados son inestables y momentáneos.**

De aquí se deriva que durante el procesamiento, tal como lo predijo Anderson (op. cit.), no todos los nodos asociados a un concepto son activados, sólo una parte de la red de conocimientos es empleada; esto es coherente con el principio de economía cognitiva.

Dado lo anterior, según este modelo, la lectura es el proceso mediante el cual se construye una base de texto formada bajo una estructura de red que contiene una representación de la macro y la micro-estructura del material leído. La ejecución se realiza en dos fases: una de **construcción** y otra de **integración.**

Durante la primera fase tiene lugar la activación de los nodos correspondientes a los conceptos empleados en el texto, ésta se propaga a lo largo de la red general de conocimientos en función de las conexiones asociativas del nodo que generó la activación y según la relación de cercanía semántica con los argumentos. En la segunda hay una depuración de la red construida inicialmente, la cual puede ser todavía inadecuada e incoherente. Algunos nodos activados pueden no tener relación con el texto, ahora el contexto de ocurrencia determinará el fortalecimiento de algunas conexiones y la desactivación de proposiciones no relacionadas con el discurso. Como resultado de esto, la base de texto se hace más coherente y ajustada.

En el modelo C-I, la Fase de Construcción es realizada en cuatro pasos: a) formación de proposiciones directamente correspondientes con las entradas lingüísticas; b) elaboración de estos elementos en un texto base, seleccionando algunos de los conceptos más cercanamente asociados en la red de conocimientos; c) se infieren algunas proposiciones adicionales y d) asignación de un valor de fuerza a las conexiones entre los elementos creados.

El paso a) es concebido como un proceso de traducción similar a la compilación de lenguajes que realizan las computadoras. Las oraciones leídas o escuchadas son analizadas lingüísticamente y transformadas en una representación de su estructura, a manera de proposiciones, empleando las reglas sintácticas pertinentes. El resultado no tiene que ser estrictamente correcto, puede ser inexacto o puede haber errores durante la conversión.

Ejemplo:

"Juan estudia en su cuarto"

Estructura proposicional: estudiar (Juan, cuarto)

Acción: estudiar; agente de la acción: Juan; lugar de la acción: cuarto.

Durante el paso b) tiene lugar la recuperación de los nodos en la red de conocimientos, las proposiciones construidas en a) sirven como claves para la búsqueda y la activación. Cada clave tiene una probabilidad de recuperar el nodo correspondiente y ésta se puede calcular por la fórmula:

$$P(j/i) = \frac{S(i,j)}{\sum_{h=1}^n S(i,h)}$$

La probabilidad de que una proposición  $j$  active al nodo  $j$ , el cual es un argumento del concepto  $i$  que se asocia a  $n$  nodos, está en función directa de la fuerza asociativa entre  $i$  y  $j$ ,  $S(i,j)$  es inversa a la suma de las fuerzas de las otras conexiones,  $\sum S(i,h)$ .

Así cada concepto a ser recuperado actúa independientemente y en el proceso, los argumentos asociados tienen un valor de probabilidad para ser incorporados al texto base, lo cual depende de la fuerza de la relación.

El paso c) consiste en la generación de inferencias ya que el mecanismo de elaboración es aleatorio y no proporciona toda la información necesaria para la interpretación. Se hacen dos tipos de inferencias: las de enlace, las cuales permiten organizar los significados y sus relaciones, cuando la base de texto es incoherente; las otras sirven para establecer las macroproposiciones o ideas principales a través de un mecanismo asociativo similar al del paso b), pero a partir de las microproposiciones.

Durante el paso d) las proposiciones recuperadas de la base de conocimientos son interconectadas. Hay dos maneras de hacerlo: estableciendo conexiones positivas según los valores de fuerza proposicional que se derivan de su proximidad en la base de texto y en segundo lugar heredando la fuerza de las conexiones que dos nodos recuperados tenían en la base general de conocimientos.

La fase de integración requiere que la activación de una red pueda ser vista como un vector dado que se propaga con una dirección y un sentido. El proceso de comprensión de textos se ejecuta por ciclos en cada uno de los cuales se procesa una frase. Al inicio de un nuevo ciclo se realiza una construcción y al final

se efectúa la integración.

Cuando tiene lugar la fase de construcción, un vector inicial de activación se propaga, pero al realizarse la segunda fase un nuevo vector toma lugar, sólo que esta vez es guiado por el contexto, de manera que los elementos inapropiados o no deseados son desactivados, mientras que otros toman altos valores de activación, estos últimos constituyen la representación del discurso para ese ciclo, al final el sistema alcanza su estabilidad.

Al concluir la integración, el texto base generado durante la primera fase es más coherente, pero no necesariamente más exacto, dado que en las dos fases el conocimiento previo y las estrategias juegan un papel importante y pueden dar lugar a errores.

Como es de verse, bajo esta óptica conexionista se flexibiliza el concepto de proposición y se hace más coherente con los hallazgos científicos en cuanto a la estructura del conocimiento en la memoria a largo plazo. La comprensión del texto, entonces, se realiza a través de las sucesivas activaciones y desactivaciones de algunas partes de la red general de conocimientos. Esto conduce a la reconstrucción de la microestructura del texto, lo cual constituye el texto base. A partir de ésta es derivada la macroestructura, por la actuación de los macrooperadores.

En cada ciclo de procesamiento se ejecutan dos fases: una de construcción y otra de integración. La primera permite seleccionar significados explícitos e inferir los implícitos; la segunda, se lleva a cabo al final de cada ciclo, y hace posible construir un todo coherente e interrelacionado, con los conceptos seleccionados en la fase anterior, y entre éstos y los que habían sido extraídos en los ciclos previos. Un aspecto fundamental en este modelo C - I es su interés por estudiar la estructura de la representación del contenido del texto y no meramente si se logró la representación o no.

### **Aplicabilidad del modelo C - I al estudio de la estructuración del conocimiento**

La teoría C-I ha sido aplicada a diversos problemas que tienen que ver con aspectos tanto de la microestructura de la comprensión, como son los de: identificación de palabras y de oraciones (Kintsch, 1988 y Kintsch et. al, 1990) y los de algunos problemas de la macroestructura de la comprensión, como son: una aplicación a la poesía (Kintsch, en prensa), problemas de ejecución en tareas computacionales (Manes y Kintsch, 1991) y en la construcción de inferencias causales en historias (Kintsch, 1992a), entre otras. En ninguno de los casos se hizo un uso completo de las potencialidades de la teoría C - I.

Dado que el campo de la comprensión de textos es de suyo un campo, admitidamente, de dominio difuso, es necesario tener la capacidad de poder derivar un modelo simulacional para cualquier tarea experimental de comprensión de textos, como la que aquí revisamos, considerando para ello un adecuado análisis de las metas y de los requerimientos de la tarea experimental, que estén involucrados.

De la revisión anterior, hemos rescatado para el trabajo presente la conceptualización de la comprensión como un grupo de procesos que pueden ser analizados en términos de un sistema híbrido que combina estructuras de control complicadas, propias de sistemas simbólicos con sistemas basados en reglas débiles, propios de redes conexionistas. Y tal como lo plantea Kintsch (1992b) creemos que es precisamente el planteamiento de una arquitectura híbrida la que nos permitirá evaluar un rango muy amplio de metas y requisitos de tareas tal y como se presentan en el campo de la comprensión de textos, incluyendo la evaluación de patrones diferenciales en la construcción de su representación.

#### **c.5.- Contratación del modelo C-I y el modelo híbrido usado en la investigación**

En el trabajo que aquí se presenta también se utilizó un modelo de dos etapas, una de construcción y otra de integración. Sólo que con características diferentes: en la primera etapa, la de construcción del texto base, se encuentran las diferencias sustanciales con el modelo C - I de Kintsch. La primera consiste en haber utilizado una técnica de investigación en memoria semántica, más que una de análisis proposicional del texto. Esto nos permitió conocer la organización conceptual que construyen los estudiantes - lectores, sobre los conceptos claves del texto a partir de su base general de conocimientos, en tanto que la utilización de la técnica del análisis proposicional de Kintsch sólo nos hubiera informado de la estructura del contenido del texto. La segunda diferencia estriba en que utilizamos los **datos empíricos** de los mismos lectores, colectados durante la generación de los nodos definidores de los conceptos clave, a lo largo de las sucesivas condiciones de lectura. Así cada uno de los valores ingresados a la red conceptual pertenecen y representan a cada uno de los grupos experimentales de referencia, que de suyo son niveles diferentes de conocimientos previos y de exposición a la lectura del contenido del texto. Con esto, se buscó tipificar contextos de estructuración de la información, fundamentalmente diferentes. Lo que produjo contextos de ocurrencia esencialmente diferentes.

En el modelo que se presenta y dados los objetivos perseguidos en el trabajo, fue condición indispensable tipificar al estudiante desde la misma estructuración de los conceptos clave, realizada aún antes de haber leído el texto para poder encontrar, posteriormente, cómo es que construyó el texto base, después de haber

leído el texto y cómo es que integró la red de conocimientos en un todo coherente y típico, aún cuando no, necesariamente, correcto. Es decir, el contexto de ocurrencia.

En la segunda etapa, nuestro modelo también tuvo características conexionistas. Debió satisfacer la exigencia de un mecanismo de convergencia al .01 de error en los valores de la capa de salida de información para cumplir el criterio de aprendizaje. En este momento se estimó que la etapa de aprendizaje de la red neuronal construída se había completado y que la simulación del patrón general de interconectividad producido por todos y cada uno de los patrones particulares que representan los cuatro grupos experimentales, permitían contar con un evaluador capaz de recordar los patrones grupales, previamente aprendidos, y clasificar así, cualquier caso particular, como una instancia confiable de alguno de ellos. Como se ve la fase de integración también difirió de la de Kinstch. En ella se buscó generar un poderoso evaluador capaz de clasificar estudiantes individuales, de acuerdo a los patrones grupales aprendidos por la red, en vez de sólo simular activaciones y desactivaciones de la red general de conocimiento, con base en un caso particular.

## **D) METODOLOGIA**

Con base en los avances señalados en el enmarcamiento teórico y a partir de componentes derivados del procesamiento del discurso escrito (van Dijk y Kintsch, 1983); así como de componentes de la memoria semántica (Figuroa y cols, op. cit.) y del aprendizaje asociativo, enfocado desde una perspectiva conexionista (McClelland y Rumelhart, 1985 y Kintsch, 1992a), en este trabajo interesó identificar y simular patrones de estructuración del conocimiento derivados de la exposición de estudiantes, con diferente nivel de conocimientos previos, a la lectura de un texto escolar. Conjuntamente con lo anterior, se retomó del campo de la neurocomputación la posibilidad de representar, de manera dinámica, la estructuración de la red de conocimientos que generan los estudiantes a partir de la lectura de un texto, mediante una formalización computacional, la de Redes Neuronales. Esta formalización serviría como un reconocedor de patrones, capaz de clasificar a un estudiante dado, en una de varias categorías de estudiante de riesgo. Con esto se lograría un evaluador neurocomputacional con un alto valor predictivo.

En el desarrollo de la porción experimental se utilizó una técnica capaz de obtener indicadores de datos organizacionales y de contenido de las redes semánticas construidas por los lectores. También fue necesario que los lectores difirieran en: a) su nivel de conocimientos previos y b) en la exposición al texto, por lo que se efectuó una manipulación experimental que generó cuatro tipos diferenciales de estudiantes. Sus datos sirvieron de indicadores de las diferencias entre los niveles con los que estructuraron el conocimiento. Estos datos alimentarían la segunda parte del modelo, la porción conexionista.

En la segunda parte, se alimentó una red neuronal con los datos obtenidos a fin de simular los patrones de interconectividad de los cuatro tipos de estudiantes. Toda vez que el aprendizaje de los diversos patrones fue logrado por la red neuronal y ante la presencia de una entrada externa, como podría ser información sobre un estudiante nuevo, la red neuronal, en la fase de recuerdo, estaría en capacidad de reconocer, si es que el caso nuevo representa o no, un ejemplo de alguno de los posibles patrones de interconectividad previamente aprendidos. Pudiendo clasificarlo como una de sus instancias y apoyando la función evaluativa, de una manera innovadora no apriorística, con validez ecológica y capaz de ser sensible a efectos del contexto de ocurrencia y dependiente del contenido.

Con base en este planteamiento, en los siguientes apartados se presentan, consecutivamente, las metodologías experimental y neurocomputacional utilizadas para cada parte del modelo.

## Fase A: Metodología Experimental

### d.1.1.- OBJETIVOS DE LA FASE EXPERIMENTAL

En esta porción, la investigación se propuso identificar la estructuración del contenido conceptual que produjeron los cuatro grupos de estudiantes en estudio.

En particular, interesó contestar las siguientes preguntas:

1. ¿Existen diferencias en las redes de conocimiento que construyen los estudiantes?
2. ¿Estas diferencias son independientes del nivel de conocimientos previos, de la exposición a la lectura y de la interacción entre ambas variables?
3. ¿Cuáles son los indicadores de contenido y de organización que mostraron más claramente las diferencias y por lo tanto resultan de interés para la fase simulacional?

Para comenzar a dar respuesta a las preguntas arriba formuladas se corrió un estudio piloto, con el propósito de probar materiales y procedimientos. Sus resultados fueron satisfactorios, tanto para la porción experimental como para la simulación. Con relación a la fase experimental se encontró que la técnica de Figueroa y cols. permitió representar diferentes momentos de estructuración del conocimiento, tal y como se muestra en las gráficas del anexo 1. Y en la fase simulacional se logró que la red neuronal construída aprendiera los patrones de estructuración de los estudiantes con un aceptable nivel de convergencia de .01. Para mayores detalles remitirse al anexo 1.

### Método

**Sujetos:** 60 estudiantes universitarios, pertenecientes al primer semestre de una escuela de Psicología de la Universidad Nacional Autónoma de México, fueron seleccionados al azar de grupos que diferían en cuanto a haber cursado o no, al menos, un tema sobre procesos atencionales durante ese semestre. De entre ellos se asignaron al azar 40 alumnos a dos grupos experimentales: 20 estudiantes, entre hombres y mujeres, al grupo de sujetos con conocimientos previos y otros 20 estudiantes, entre hombres y mujeres, al grupo sin conocimientos previos.

**Escenario:** Se utilizaron salones de clase convencionales tratando de que las condiciones fueran lo menos artificiales, pero que permitieran control de ciertas



variables, como el "copiado" entre los estudiantes.

### Materiales.

Fueron de dos clases:

1) Un texto sobre "Problemas en el área de atención" (Kantowitz y Roediger, 1984). Las características del texto se describen en la Tabla No. 2 que aparece líneas abajo.

Las unidades de análisis del texto experimental fueron definidas de acuerdo a los cinco criterios siguientes: a) extensión en palabras; b) extensión en unidades conceptuales autocontenidas que permiten obtener información relacionada con el sujeto gramatical; c) densidad conceptual o la razón obtenida dividiendo el número de unidades conceptuales por el número de oraciones en el texto; d) la dificultad léxica o razón obtenida dividiendo el número de unidades conceptuales por el número de tecnicismos requeridos para expresarlas y e) la dificultad en los niveles micro y macroestructurales del texto, dependiente del tipo de relaciones entre unidades conceptuales. Este análisis fué derivado de Meyer (1985) y Castañeda (1986).

En términos generales, el sistema desarrollado para la evaluación y análisis de materiales instruccionales en ciencias (Castañeda, op. cit.) analizó desde un nivel superficial (léxico- sintáctico), hasta uno más profundo (de tipo semántico) la información contenida en el texto, haciendo énfasis en el estudio de las demandas cognoscitivas que el material presenta sobre el procesamiento que el lector hace de la información textual.

**TABLA 2**  
**Características principales del texto utilizado.**

CATEGORIAS DE ANALISIS	
No. de palabras	939
No. de Unidades Conceptuales	81
No. de Tecnicismos	19
No. de Oraciones	44
No. de Párrafos	8
No. de Unidades Conceptuales por niveles:	
TOTAL	81
Nivel alto	8

Nivel bajo	73
COMPLEJIDAD LEXICAL	2%
DENSIDAD CONCEPTUAL	18.40%
DIFICULTAD POR NIVEL	
Nivel alto	10%
Nivel bajo	90%

TIPO DE ESTRUCTURA DE NIVEL ALTO: Contrastación y causa- efecto no formalizada, ni cuantitativamente enunciada.

RELACIONES LOGICAS: Nivel alto: Característica, causación, evidencia, opinión, secuencia y ejemplificación.

TIPO DE ESTRUCTURA DE NIVEL BAJO: Ejemplificación.

El texto es de una complejidad léxica media y de mediana densidad conceptual. Muestra sobredemandas de procesamiento al nivel microestructural. Sus relaciones macroestructurales son de comparación y causación y las de bajo nivel son, básicamente, de ejemplificación.

2) El "Inventario de Tareas de Estructuración del Conocimiento". Constituido por dos porciones: la de inducción de las estrategias para la estructuración del conocimiento y la de evaluación, propiamente dicha. La sección de inducción para la estructuración del contenido conceptual del texto en prueba se definió en términos de las demandas producidas por el contenido conceptual y por las demandas de las mismas tareas, compuestas a su vez por: a) instrucciones generales y generativas (qué hacer y cómo hacerlo), b) ejercicios y c) ayudas de memoria externa, gracias a las cuales aparecían en un pizarrón, todas las instrucciones necesarias para poder construir la red semántica. La otra sección, la de evaluación, consistió de tareas de ejecución en las que se pidió a los sujetos la organización del contenido conceptual del texto experimental, es decir, de los seis conceptos claves en estudio en términos de las dimensiones de las redes semánticas. Se les pidió definir cada concepto clave utilizando definidores aislados y toda vez que esto se lograra, jerarquizaran cada uno de ellos en orden de la importancia que tenían en la definición del concepto clave en cuestión.

El inventario puede ser consultado en el anexo No. 2, al final del trabajo.

**Procedimiento:** Con base en las interrogantes anteriores, se diseñó un **experimento factorial mixto 2 X 2**, en donde el **primer factor** (entre- sujeto) representó la presencia/ausencia de conocimientos previos que los estudiantes tenían respecto al tema y el **segundo factor** (intra- sujeto) estuvo constituido por la

manipulación antes/después de la exposición a lectura del texto, con el objeto de controlar la heterogeneidad entre sujetos. Las mediciones dependientes de interés fueron, por una parte, los valores de contenido (los conceptos "clave" a definir y los definidores utilizados) y los valores organizacionales de riqueza y dispersión de la red construida y los de la distancia semántica entre los definidores conceptuales y el concepto clave.

### **Definición y confiabilización de variables**

Variables independientes:

**1) Factor A.** Nivel de conocimientos previos sobre el tema, en términos de haber cursado estudios previos al respecto (mínimo un tema en el último semestre), con dos valores: con y sin conocimientos previos. Este fue un factor entre sujetos

**2) Factor B.** Nivel de exposición a la lectura, con dos valores: la condición de prelectura del texto y la condición de postlectura del texto. Este fue un factor intrasujeto.

Variables dependientes:

En este punto es necesario hacer algunas precisiones sobre las redes semánticas naturales, para de ahí desprender la definición de las variables dependientes utilizadas en el estudio.

La técnica de Redes Semánticas Naturales de Figueroa y colaboradores (op. cit.) no requiere que la estructura y los contenidos de las redes sean definidas previamente por el investigador, por lo que se consideró que tal ventaja permitiría evaluar varios aspectos: identificar qué definidores escogían los estudiantes para conocer su naturaleza, e identificar cuáles son los tipos de cambios en la organización inicial de las redes, cambios que se generarían a partir de la manipulación experimental. Entre otros, aquellos derivados del grupo o sujeto que los realiza, lo que significa, indiscutiblemente, una ventaja considerable para lograr conocer el desarrollo que hacen los estudiantes de los conceptos claves del texto, en los diversos momentos de la medición para contrastar las redes de un mismo grupo, en diferentes momentos, con el propósito de estudiar su evolución.

Este carácter dinámico de las redes semánticas naturales permitiría identificar componentes de organización de la red, como son las relaciones recíprocas y asimétricas de hiponimia, superordenación, pero sobre todo, las de tipicidad entre los nodos de las redes generadas por los diversos tipos de estudiantes.

Como es sabido, la organización jerárquica, en los modelos de memoria

semántica, ha jugado un papel central al explicar la relación de inclusión entre conceptos: la de superordenación y la de hiponimia. La primera indicando un concepto que designa una clase más amplia, y la segunda, refiriendo una clase menos amplia. Sin embargo, la técnica de Figueroa y colaboradores no pide identificar el orden jerárquico propiamente, a pesar de que le solicita a su usuario asignar pesos de mayor a menor importancia para cada uno de los definidores utilizados. El problema radica en el hecho de que el usuario, al operar libremente, puede utilizar definidores del concepto clave en diversos niveles de la jerarquía y alternarlos indistintamente, de tal manera que brinque de niveles de orden jerárquico subordinado a los supraordinados y viceversa, sin un arreglo coherente y consistente.

Junto a este problema y dado que la noción de organización estrictamente jerárquica de las redes ha sido cuestionada severamente por la noción de tipicidad de Rosch (1973), se decidió que la tipicidad debía ser medida en el estudio. De esta manera, podríamos identificar la estructura típica que un lector de alto riesgo construye para un concepto determinado, a diferencia de la estructura típica que pudiera construir un estudiante de bajo riesgo o bien un experto. La tipicidad ofrecería una interpretación alternativa a la relación entre nodos conceptuales, ya que asume que el acceso a los diferentes elementos que constituyen una categoría, depende de las características de cada concepto o elemento, que les permiten ser más o menos representativos de la categoría. Y, dado que en nuestro estudio, los atributos de cada concepto clave, estarían determinados por factores de familiaridad, los definidores de cada concepto clave podrían desarrollarse, de forma diferente, para cada grupo experimental. Esta suposición se basa fundamentalmente en la noción que tienen Smith, Shoben y Rips (1974) sobre tipicidad (unidades léxicas representadas por un conjunto de dimensiones semánticas relevantes, en las que cada dimensión se asocia con un peso, que indica si es esencial o no para la definición del concepto). De acuerdo a este modelo, la tipicidad se reflejaría en el mayor grado de solapamiento entre rasgos.

Otra ventaja por la que se escogió la técnica de redes semánticas naturales para recolectar datos en esta investigación, y que va ligada a la anterior, es que, al parecer, permitía identificar la estructura interna de cada concepto clave. Esto lo realizaría en función de la distancia semántica. El valor "distancia semántica" muestra cómo es algunos nodos tienen un significado central para el concepto, en tanto que otros son secundarios, y dado que la distancia depende del grupo de sujetos que generó la red, el efecto de tipicidad se vería determinado por situaciones particulares, como pueden ser, las generadas experimentalmente por el investigador. Debido a esto, el investigador no tiene que presuponer una organización jerárquica artificial, sino por el contrario, la técnica de redes semánticas naturales le permitiría identificar la organización jerárquica de los definidores de los conceptos, basándose, fundamentalmente, en las estructuras cognitivas de

los propios lectores.

Otra de las ventajas de la técnica, quizá, la más útil para representar los componentes microestructurales elegidos para el estudio, es que permite estudiar la generación de indicadores de recuerdo de palabras asociadas a los conceptos claves del texto, como son los definidores y algunas combinaciones entre ellos. Así y para efectos de este estudio, los indicadores generados por los grupos experimentales podrían ser identificados en términos del sentido común utilizado por los estudiantes de alto riesgo o bien, por los conocimientos especializados aplicados por los estudiantes de bajo riesgo.

#### **A) Definición de los Valores organizacionales:**

A continuación se presenta la definición utilizada por Figueroa y cols. (1981) para todos y cada uno de los siguientes valores:

- 1) Valor M, en términos de la sumatoria de la jerarquización de cada definidor conceptual. Este valor relaciona la frecuencia de ocurrencia de los definidores con la jerarquización asignada por los estudiantes, por lo cual, indica el valor semántico de cada definidor.
- 2.) Valor "FMG", constituido por el porcentaje con el cual un definidor conceptual define al concepto clave, en relación al definidor más cercano, al cual se le asigna un porcentaje del 100 %.
- 3.) Índice de riqueza de red o valor "J", constituido por el número de definidores conceptuales no repetidos asignados por todos los sujetos del grupo, con respecto a un concepto clave a definir.
- 4.) Índice de densidad de red o valor "G", extraído a partir de la diferencia promedio del valor M más alto y el más bajo del grupo SAM (10 definidores con valor M más alto) respecto a un concepto clave. El valor **G** indica qué tan compactos o dispersos están los los definidores de cada concepto. Este valor es el promedio de las distancias entre valores **FMG**, se obtiene restando al primer valor **FMG**, el segundo; al segundo se le resta el tercero, etc., se saca la suma de estas diferencias y se divide entre el número de restas.
- 5) Distancia semántica: es el inverso del valor "FMG". Expresa la cercanía o lejanía del significado de cada definidor en relación al concepto clave. Muestra cuáles son las definidoras más importantes para un concepto y cuáles son las definidoras secundarias, y cómo éstas conforman esque-

mas específicos.

#### **B) Valores de contenido:**

- 1) Concepto clave: es el concepto a definir, alrededor del cual se generan los definidores que estructuran cada concepto clave, a nivel microestructural. En la investigación se utilizaron seis conceptos claves : atención concentrada, atención dividida, audición dicótica, detección de señales, memoria y mensaje.
- 2) Definidor conceptual: es el concepto que es utilizado para definir al concepto clave.

#### **Confiabilización de variables:**

La confiabilización de las variables dependientes relacionadas con los valores organizacionales y de contenido se llevó a cabo mediante una doble verificación de la calificación de los protocolos, realizada por dos experimentadores independientes. Su coeficiente fue de 86% de acuerdo.

#### **FASES EXPERIMENTALES**

El experimento constó de tres fases:

En la **primera** se pidió a los estudiantes que definieran los seis conceptos claves escogidos por el experimentador a partir del contenido del texto. La definición debía ser hecha mediante sustantivos, adjetivos, verbos, o ideas cortas, procurando no utilizar partículas como artículos, pronombres, etc., a menos que necesitaran unir dos, tres o cuatro palabras para formar un solo definidor. Una vez que lo hicieron se les pidió que los jerarquizaran del 10 al 1, en donde los mejores definidores de cada concepto clave recibían el valor más alto. Esta fase tuvo como finalidad obtener los datos necesarios para computar los valores organizacionales de la riqueza y dispersión de la red, así como obtener los valores de contenido relacionados con la identificación de los definidores conceptuales y las distancias semánticas de los seis conceptos clave del texto que los sujetos leerían subsecuentemente.

Las habilidades para generar las redes fueron inducidas mediante instrucciones y ejemplificaciones retroalimentadas grupalmente. En un experimento anterior, Castañeda, López y Romero (1987) encontraron que mediante instrucciones específicas, señalizaciones gráficas y verbales así como por la disponibilidad del material durante la tarea evaluativa se pudo inducir a estudiantes de Psicología en la representación estructural del texto que estaba siendo aprendido, motivo por el

cual se incluyó esta técnica de inducción en el experimento total.

La **segunda fase** incluyó la lectura del texto en sí, sin límite de tiempo alguno.

Finalmente, en la **tercera etapa** se obtuvieron los definidores conceptuales y las jerarquizaciones de los seis conceptos clave utilizados en la etapa 1, pero reflejando ahora, la influencia de la lectura del texto. Esta fase se propuso obtener los datos necesarios para poder computar los valores organizacionales de riqueza y dispersión de red, aunados a las **distancias semánticas** de los seis conceptos clave en estudio.

Las condiciones experimentales generaron cuatro tipos de riesgo para el aprendizaje: el de riesgo menor, tipo "uno", en el cual la transformación se veía asegurada: a) por tener los conocimientos previos necesarios y b) por haber sido expuesto al material experimental; el riesgo "cuatro", en el que la transformación era extremadamente difícil por no tener los conocimientos previos requeridos y por no haber sido expuesto al material experimental; y dos tipos de casos limítrofes en los que los estudiantes podían o no haber leído y podían o no haber tenido los conocimientos previos, pero nunca presentaban ambas carencias juntas (tipos 2 y 3, respectivamente).

### **D.1.3.- RESULTADOS DE LA PORCION EXPERIMENTAL**

#### **d.1.3.1.- TRATAMIENTO DE LOS DATOS**

A partir de la captura de datos se elaboró una lista de palabras que integró los conceptos claves a definir y sus definidores conceptuales generados por los sujetos. Por ejemplo:

##### **ATENCIÓN CONCENTRADA (Concepto clave)**

Definidores conceptuales:

- 1) Fijarse
- 2) Proceso cognitivo
- 3) Comprensión
- 4) Discriminación
- 5) Atención a un estímulo
- 6) Separación
- 7) Control
- 8) Audición
- 9) Memorizar

Posteriormente, la lista se ordenó alfabéticamente y se sacaron de ella todos

los definidores que se repitiesen. Después se agruparon todos aquellos definidores que se consideró tenían el mismo significado. A cada grupo de palabras se les asignó un número progresivo ascendente, al que se le denominó CODIGO DECIMAL : Por ejemplo

	COO.DECIMAL
Almacenar	1
Aprendizaje	2
Atención	3
Atención a un estímulo	4
ATENCION CONCENTRADA.	5
ATENCION DIVIDIDA	6
Atención parcializada	7
Atender dos estímulos	8
Audición	9
AUDICION DICOTICA, Discrim. dicótica	0

En seguida se procedió a conformar las listas correspondientes a los 6 conceptos clave a definir y los 10 definidores del grupo SAM (los definidores considerados más representativos para definir un concepto clave, según un grupo de sujetos dado) con la finalidad de obtener el Valor de Relevancia o VALOR M, el VALOR FMG o porcentaje con el que un definidor conceptual define al concepto clave, y a partir de éste la Distancia Semántica. En éstas mismas listas se encuentran detallados los valores "J" (riqueza de la red) y "G" (dispersión de la red). Por ejemplo:

	RELEV. %	DIST.SEM.
<b>C. ATENCION CONCENTRADA</b>		
1 Estímulo, Estímulo importante, 1 E.	46 100	1
2 Proceso, Proceso cognitivo	36 78.26	22.74
3 Atención, atender	30 65.21	35.79
4 Concentración.	20 43.47	27.53
5 Memoria.	20 43.47	27.53
6 Discriminación	19 41.30	59.70
7 Comprender, comprensión	19 41.30	59.70
8 Fijar, fijación.	17 36.95	64.05
9 Percepción.	10 21.73	79.27
10 Focalizada	10 21.73	79.27

J = 34 G = 3.3

De esta forma, se obtuvieron cuatro tablas que integraron los grupos SAM con



sus respectivos valores organizacionales bajo sus dos modalidades: con o sin conocimientos en condiciones de lectura previa y lectura posterior. Cada tabla contiene los valores para todos y cada uno de los seis conceptos claves a definir. A continuación aparecen las tablas 3, 4, 5 y 6 conteniendo la información correspondiente.

### d.1.3.2. Obtención de los grupos SAM

TABLA 3.

Grupos SAM y valores organizacionales asignados a cada concepto clave, en la condición de lectura previa en sujetos sin conocimientos previos.

		VALOR M. o de RELEV.	VALOR FMG. (%)	DISTANCIA SEMANTICA (101 - %)
<b>A. ATENCION CONCENTRADA:</b>				
1.	Observación	62	100.00	1.00
2.	Escuchar, oír	57	91.93	9.07
3.	Fijación	33	53.22	47.78
4.	Razonamiento	26	41.93	59.07
5.	Pensar	26	41.93	59.07
6.	Interes	18	29.03	71.97
7.	Relacionar	9	14.51	86.49
8.	Análisis	9	14.51	86.49
9.	Reporte objetivo	9	14.51	86.49
10.	Conceptualizar	8	12.90	88.09

$$J = 20$$

$$G = 62 \cdot 8 = 54/9 = 6.00$$

**B. AUDICION DICOTICA:**

1.	Escuchar	33	100.00	1.00
2.	Oído	23	69.69	31.31
3.	Sonido	20	60.60	40.40
4.	Percepción	19	57.57	43.43
5.	Disperso	16	48.48	52.52
6.	Publicación	10	30.30	70.70
7.	Viciado	10	30.30	70.70
8.	Música	9	27.27	73.73
9.	Enfermedad	8	24.24	76.76
10.	Concierto	8	24.24	76.76

$$J = 16$$

$$G = 33 \cdot 8 = 25/9 = 2.77$$

**C. ATENCION DIVIDIDA:**

1.	Observar, ver	62	100.00	1.00
----	---------------	----	--------	------

2.	Distracción	37	59.67	41.33
3.	Concentración	29	46.77	54.22
4.	Escuchar a medias, oír	22	35.48	65.51
5.	Individual	18	29.03	71.97
6.	Olvido	10	16.12	84.88
7.	Idea	10	16.12	84.88
8.	Desinformación	10	16.12	84.88
9.	Interrelación	9	14.51	86.49
10.	Diferida	9	14.51	86.49

J = 20

G = 62 - 9 = 53/9 = 5.88

D. MEMORIA.

1.	Recuerdo, recordar	71	100.00	1.00
2.	Pensamiento	33	46.47	54.53
3.	Retener	30	42.25	58.75
4.	Aprender, aprendizaje	29	40.84	60.16
5.	Imagen	21	29.57	71.43
6.	Conocimiento	19	26.76	74.24
7.	Captar	18	25.35	75.65
8.	Inteligencia	18	25.35	75.65
9.	Almacenar	16	22.53	78.47
10.	Atención	14	19.71	81.29

J = 24

G = 71 - 14 = 57/9 = 6.33

E. DETECCIÓN DE SEÑALES:

1.	Observar, ver	55	100.00	1.00
2.	Decodificación, interpretación	30	54.54	46.45
3.	Signos	23	41.81	59.19
4.	Aprendizaje	20	36.36	64.64
5.	Atención	17	30.90	70.10
6.	Escuchar	16	29.09	71.91
7.	Transmisión	10	18.18	82.82
8.	Aviso	10	18.18	82.82
9.	Identificar	10	18.18	82.82
10.	Guiar	10	18.18	82.82

J = 28

G = 55 - 10 = 45/9 = 5.00

F. MENSAJE:

1.	Comunicación	77	100.00	1.00
2.	Recado	30	38.96	62.04
3.	Información	28	35.36	64.64
4.	Transmisión	27	35.06	65.94
5.	Símbolos	25	32.46	68.54
6.	Captar	18	23.37	77.63
7.	Contenido	17	22.07	78.93
8.	Código	13	16.88	84.12
9.	Interes	13	16.88	84.12
10.	Idea	10	12.98	88.02

J = 24

G = 77 - 10 = 67/9 = 7.44

TABLA 4.

Grupos SAM y valores organizacionales asignados a cada concepto clave, en la condición de postlectura en sujetos sin conocimientos previos.

		VALOR M. o de RELEV.	VALOR FMG. (%)	DISTANCIA SEMANTICA (101 - %)
<b>A. ATENCION DIVIDIDA:</b>				
1.	Comprensión	77	100.00	1.00
2.	Dos mensajes	49	63.63	37.37
3.	Distracción	35	45.45	55.55
4.	Descontrol	29	37.66	63.34
5.	Simultánea, tiempo	25	32.46	68.54
6.	Desmotivación	14	18.18	82.82
7.	MEMORIA	13	16.88	84.12
8.	Proceso	10	12.98	88.02
9.	Usar	9	11.68	89.32
10.	Pensamiento	8	10.38	90.62
J = 28 G = 77 · 10 = 67/9 = 7.44				
<b>D. MEMORIA:</b>				
1.	Pensamiento	55	100.00	1.00
2.	Recordar	48	87.27	13.73
3.	Retención	47	85.45	15.55
4.	Ideas	39	70.90	30.10
5.	Atención	28	50.90	50.10
6.	Aprendizaje	27	49.09	51.91
7.	Inteligencia	25	45.45	55.55
8.	Fijación	23	41.81	59.19
9.	Conocimiento	23	41.81	59.19
10.	Imágenes	20	36.36	64.64
J = 24 G = 55 · 20 = 35/9 = 3.88				
<b>C. ATENCION CONCENTRADA:</b>				
1.	Interpretación, idea	41	100.00	1.00
2.	Observación	39	95.12	5.88
3.	MEMORIA	26	63.41	37.59
4.	Interés	22	53.36	47.64
5.	Abstracción	18	43.90	57.10
6.	Escuchar, oír	17	41.46	59.54
7.	Eficacia	15	36.58	64.42
8.	Proceso	10	24.39	76.61
9.	Control	10	24.39	76.61
10.	Espacio	10	24.39	76.61
J = 24 G = 41 · 10 = 31/9 = 3.44				
<b>D. AUDICION DICOTICA:</b>				
1.	Simultánea	38	100.00	1.00

2.	Captación mensajes	28	73.68	27.32
3.	Atención	27	71.05	29.95
4.	Señal	25	65.78	35.22
5.	Escuchar	23	60.52	40.48
6.	Avión	21	55.26	45.74
7.	Dos sonidos	19	50.00	51.00
8.	Experimento	16	42.10	58.90
9.	Mensaje	16	42.10	58.90
10.	Audición	12	31.57	69.43

J = 29

G = 38 - 12 = 26/9 = 2.88

**E. DETECCION DE SEÑALES:**

1.	Atención, atender	46	100.00	1.00
2.	Sonido	43	93.47	7.53
3.	Observar	30	65.21	35.79
4.	Mensajes	29	63.04	37.96
5.	Especificar, diferenciar	26	56.52	44.48
6.	Detectar, captar	22	47.82	53.18
7.	Identificar	20	43.47	57.53
8.	Signos	18	39.13	61.87
9.	Escuchar	18	39.13	61.87
10.	MEMORIA	17	36.95	64.05

J = 28

G = 46 - 17 = 29/9 = 3.22

**F. MENSAJE:**

1.	Comunicación	48	100.00	1.00
2.	Señales clave	37	77.08	23.92
3.	Información	37	77.08	23.92
4.	Símbolos	36	75.00	26.00
5.	Pictográfico	19	39.58	61.50
6.	Idea	19	39.58	61.50
7.	Audición	18	37.50	63.50
8.	Escuchar	18	37.50	63.50
9.	Emisor	17	35.41	65.60
10.	Receptor	17	35.41	65.60

J = 22

G = 48 - 17 = 31/9 = 3.44

**TABLA 5.**

**Grupos SAM y valores organizacionales asignados a cada concepto clave, en la condición de lectura previa en sujetos con conocimientos previos.**

		VALOR M O D E RELEV.	VALOR FMO. (%)	DISTANCIA SEMANTICA (101 - %)
<b>A. ATENCION CONCENTRADA:</b>				
1.	Preparado, listo, dispuesto	31	100.00	1.00
2.	Procesar, procesamiento cognitivo	29	93.50	7.50
3.	Estímulo, estímulo importante	25	80.60	20.35

4.	Atender	18	58.00	42.90
5.	Fijar, fijación	16	51.60	49.00
6.	Comprender, comprensión	15	48.38	52.60
7.	Pensar, pensamiento	15	48.38	52.60
8.	Aprendizaje	10	32.25	68.70
9.	MEMORIA	10	32.25	68.70
10.	Discriminación máxima	10	32.25	68.70

J = 46

G = 31 · 10 = 21/9 = 2.33

**B. AUDICION DICOTICA:**

1.	Atender, atención	41	100.00	1.00
2.	Sonido, sonidos	29	70.73	30.26
3.	Escuchar, oír	29	70.73	30.26
4.	Oído, oídos	26	63.41	37.58
5.	Función auditiva, proceso auditivo	20	48.78	52.21
6.	Ruido	10	24.39	76.60
7.	Estímulos auditivos	10	24.39	76.60
8.	Dos	10	24.39	76.60
9.	Presenciar	10	24.39	76.60
10.	Presentar	10	24.39	76.60

J = 30

G = 41 · 10 = 31/9 = 3.44

**C. ATENCION DIVIDIDA:**

1.	Estímulos, estímulos simultáneos llamativos	36	100.00	1.00
2.	Procesar, proceso cognitivo	29	80.50	20.50
3.	Varias cosas, dos cosas, objetos diferentes	27	75.00	26.00
4.	Compartir, repartir	25	69.40	31.50
5.	Selectividad, selección	18	50.00	51.00
6.	Aprendizaje	18	50.00	51.00
7.	Comprender, comprensión	17	47.20	53.70
8.	Observar, Observación	13	36.10	64.80
9.	MEMORIA	10	27.70	73.20
10.	No discriminación	10	27.70	73.20

J = 43

G = 36 · 10 = 26/9 = 2.80

**D. MEMORIA.**

1.	Almacenar, guardar	93	100.00	1.00
2.	Recordar, recuerdo, recuperar	75	80.60	20.35
3.	Procesar, proceso, proceso cognitivo	55	59.10	41.86
4.	Información, información importante	41	44.08	56.90
5.	Retener, retención	29	31.18	69.81
6.	Memoria a corto plazo	17	18.27	82.72
7.	Memoria a largo plazo	17	18.27	82.72
8.	Mente, mental	17	18.27	82.72
9.	Grabar	10	10.75	90.24
10.	Iconica	10	10.75	90.24

J = 34

G = 93 · 10 = 83/9 = 9.20

**E. DETECCION DE SEÑALES:**

1.	Atención	39	100.00	1.00
2.	Percepción, percibir	37	94.87	6.12
3.	Estímulo, estímulos	30	76.92	24.07
4.	Identificar, identificación	20	51.28	49.71

5.	Simbolismo, símbolos	19	48.71	52.28
6.	Umbral, umbrales	19	48.71	52.28
7.	Discriminar, discriminación	18	46.15	54.84
8.	Palabras	10	25.64	75.35
9.	Respuesta	10	25.64	75.35
10.	Proceso cognitivo	10	25.64	75.35

J = 35

G = 39 - 10 = 29/9 = 3.22

**F. MENSAJE:**

1.	Comunicación	46	100.00	1.00
2.	Información	40	86.95	14.04
3.	Estímulo	38	82.60	18.39
4.	Hablar, hablado	24	52.10	48.80
5.	Idea	19	41.30	59.69
6.	Emisor	18	39.10	61.86
7.	Carta	16	34.78	66.24
8.	Lenguaje	14	30.43	70.56
9.	Señal	10	21.73	79.26
10.	Significado	10	21.73	79.26

J = 40

G = 46 - 10 = 36/9 = 4.00

**TABLA 6.**

**Grupos SAM y valores organizacionales asignados a cada concepto clave, en la condición de postlectura en sujetos con conocimientos previos**

		VALOR M O DE RELEV.	VALOR FMG. (%)	DISTANCIA SEMANTICA (101 - %)
<b>A. ATENCION DIVIDIDA:</b>				
1.	Estímulos, estímulos simultáneos, dos estímulos	38	100.00	1.00
2.	MEMORIA	33	86.84	15.16
3.	Proceso	28	73.68	27.32
4.	Atención, atender	28	73.68	27.32
5.	AUDICION DICOTICA, discriminación dicótica	25	65.78	35.22
6.	Diferentes mensajes, diferentes cosas	18	47.36	53.54
7.	Discriminación	17	44.73	56.27
8.	División, dividida	16	42.10	58.85
9.	Percepción	10	26.31	74.69
10.	Aprendizaje	10	26.31	74.69

J = 31

G = 38 - 10 = 28/9 = 3.11

**B. MEMORIA:**

1.	Proceso, procesar	88	100.00	1.00
2.	Almacen, almacenar, almacenaje	65	73.86	27.14
3.	Atención, atender	53	60.22	40.87
4.	Información	36	40.92	60.08
5.	Recordar, recuerdo	28	31.38	69.92

6.	Cerebral, cerebro	20	22.72	78.28
7.	Retener, retención	18	20.45	80.55
8.	Aprendizaje	16	18.18	82.82
9.	Palabra, verbal	16	18.18	82.82
10.	Discriminación	10	11.36	89.64

J = 28

G =  $88 - 10 = 78/9 = 8.67$

**C. ATENCION CONCENTRADA:**

1.	Estímulo, estímulo importante, un estímulo	46	100.00	1.00
2.	Proceso, proceso cognitivo	36	78.26	22.74
3.	Atención, atender	30	65.21	35.79
4.	Concentración	20	43.47	57.52
5.	MEMORIA	20	43.47	57.52
6.	Discriminación	19	41.30	59.70
7.	Comprender, comprensión	19	41.30	59.70
8.	Fijar, fijación	17	36.95	64.05
9.	Percepción	10	21.73	79.27
10.	Focalizada	10	21.73	79.27

J = 34

G =  $46 - 10 = 36/9 = 4.00$

**D. AUDICION DICOTICA:**

1.	Atención, atender	59	100.00	1.00
2.	Dividir, división	37	62.71	38.29
3.	Diferenciación, diferenciar	26	44.06	56.94
4.	Escuchar	20	33.89	67.11
5.	Independiente	20	33.89	67.11
6.	Sonidos simultáneos	20	33.89	67.11
7.	ATENCION DIVIDIDA	19	32.20	68.80
8.	Percibir, percepción	19	32.20	68.80
9.	MEMORIA	18	30.50	70.50
10.	Estímulo, Estímulos diferentes	18	30.50	70.50

J = 33

G =  $59 - 18 = 41/9 = 4.56$

**E. DETECCION DE SEÑALES:**

1.	Atención,	63	100.00	1.00
2.	Proceso, procesos	27	42.85	58.15
3.	MEMORIA	20	31.74	69.26
4.	Percibir, percepción	19	31.06	69.94
5.	Discriminar, discriminación	19	31.06	69.94
6.	Umbral, umbrales	18	28.56	72.44
7.	Receptor, receptores	18	28.56	72.44
8.	Palabra, palabras	17	26.98	74.02
9.	Estímulo, estímulos	17	26.98	74.02
10.	Ojos, vista	13	20.63	80.37

J = 35

G =  $63 - 13 = 50/9 = 5.55$

**F. MENSAJE:**

1.	Comunicación	46	100.00	1.00
2.	Información	38	82.60	18.40
3.	MEMORIA	28	60.86	40.14
4.	Estímulo	20	43.47	57.53
5.	Procesar, proceso	20	43.47	57.53
6.	Señal	19	41.30	59.70

7.	Atención	17	36.95	64.05
8.	Significado, significativo	17	36.95	64.05
9.	Detección, detectar	16	34.78	66.22
10.	AUDICION DICOTICA	15	32.60	68.40

$J = 40$

$G = 46 \cdot 15 = 31/9 = 3.44$

### **d.1.3.3.- Análisis de datos de las redes de conocimiento construidas por los cuatro tipos de estudiantes**

En las tablas 7, 8, 9 y 10, que aparecen en el anexo 3, se pueden consultar los datos crudos de las variables de interés.

La primera pregunta de investigación planteó la necesidad de identificar si existían diferencias significativas entre las redes de conocimiento construidas por los diferentes grupos de estudiantes. La segunda pidió se especificara en qué indicadores se mostraban más claramente las diferencias en caso de haberlas.

Para dar respuesta a las preguntas formuladas con anterioridad se analizaron los datos crudos obtenidos mediante análisis de varianza de parcelas divididas y comparaciones múltiples (Kirk, 1968), cuando el caso lo ameritó.

En la tabla No. 11, que aparece a continuación, se presentan los datos del análisis de varianza triple para el número de definidores sin agrupar que generaron los diversos grupos experimentales. El factor "A" estuvo constituido por los datos de los sujetos en las condiciones "sin conocimientos" y "con conocimientos previos" sobre el tema, es decir por un factor entre sujetos; la condición "B", estuvo constituida por los datos de los sujetos en las condiciones prelectura y postlectura del texto, constituyendo el factor intrasujeto que controla, de alguna manera, la heterogeneidad de la varianza, y la condición "C" constituida por los seis conceptos claves en comparación. Este arreglo permitió indagar no nada más los efectos principales de cada factor, sino también las posibles interacciones entre el nivel de los conocimientos previos y la condición de lectura (AxB); interacciones entre los conocimientos previos y los conceptos claves investigados (AxC); la interacción entre la condición de lectura y el número de definidores generados en cada concepto clave (AxB) y finalmente, las interacciones de segundo orden AxBxC.



TABLA 11.

**Análisis de varianza de tres factores, del número de definidores sin agrupar.**

FUENTES DE VARIANZA	S. C.	G. L.	M. C.	F	p(F)
ENTRE BLOQUES	432.831	39			
Factor A (con/sin conocimientos previos).	13.669	1	13.669	1.24	= 0.272
Sujetos Intra grupos	419.162	38	11.031		
INTRA BLOQUES	1542.417	440			
Factor B (pre/post lectura)	5.852	1	5.852	1.32	= 0.256
Interacción A x B	41.419	1	41.419	9.35	= 0.004
B x Ss Intra grupos	168.312	38	4.429		
Factor C	73.685	5	14.737	4.11	= 0.002
Interacción A x C	63.669	5	12.734	3.56	= 0.005
C x Ss Intra grupos	680.563	190	3.582		
Interacción B x C	74.735	5	14.947	6.92	< 0.001
Interacción A x B x C	23.769	5	4.754	2.20	= 0.055
BC x Ss Intra grupos	410.413	190	2.160		
TOTALES:	1975.248	479			

Los resultados de este avar triple muestran que para el factor "A" (datos de los sujetos con y sin conocimientos previos) no se encontraron diferencias significativas en el número de definidores sin agrupar que generaron los cuatro grupos ( $F=1.24$ ,  $p > .05$ , 1 gl.). Tampoco se encontraron efectos principales del factor "B" (nivel de exposición a la lectura) sobre el número de definidores conceptuales entre los grupos de prelectura y postlectura ( $F=1.32$ ,  $p > .05$ , 1 gl.). En cambio si se encontraron para el factor "C" (conceptos claves), ( $F = 4.11$ ,  $p=.002$ , 5 gl.), siendo el concepto clave "memoria", el que mayor número de definidores generó. En la prueba de comparaciones múltiples, ninguna de las comparaciones por pares resultó significativa.

Las mayores diferencias significativas se dieron al nivel de las **Interacciones**:

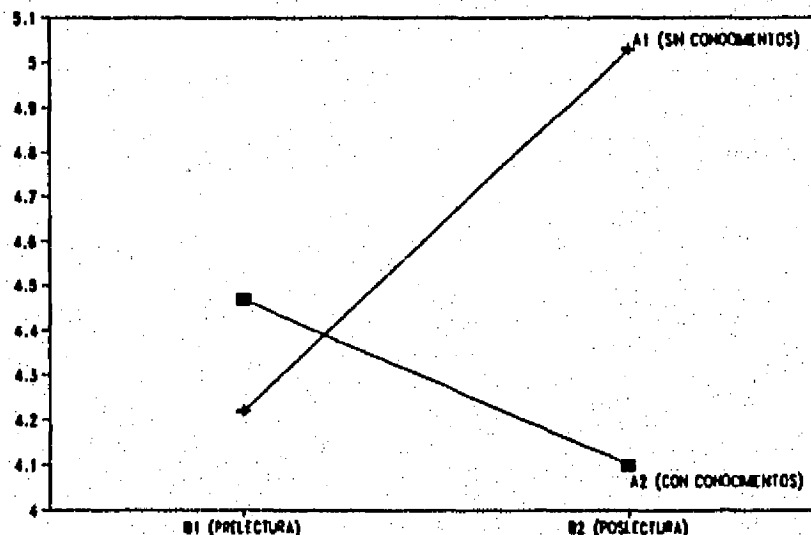
- entre el nivel de conocimientos previos y la condición de prelectura-postlectura, donde la  $F = 9.35$ ,  $p = .004$  y 1 gl., siendo los efectos sobre:

- a) un aumento significativo en el número de definidores pre- postlectura, en el grupo sin conocimientos previos ( $p = .01$ , con 38 gl),
- b) un número de definidores significativamente mayor, en el grupo postlectura sin conocimientos previos, en comparación con el grupo prelectura con conocimientos previos ( $p = .05$ , 38 gl.) y
- c) un mayor número de definidores en el grupo postlectura sin conocimientos previos, en comparación con el grupo postlectura con conocimientos previos ( $p = .01$ , 38 gl.).

Estos efectos pueden ser vistos en la figura No. 12.

FIGURA No. 12

MEDIAS DE DEFINIDORES GENERADOS POR LAS DIVERSAS CONDICIONES EXPERIMENTALES PARA CADA NIVEL DE A EN CADA NIVEL DE B



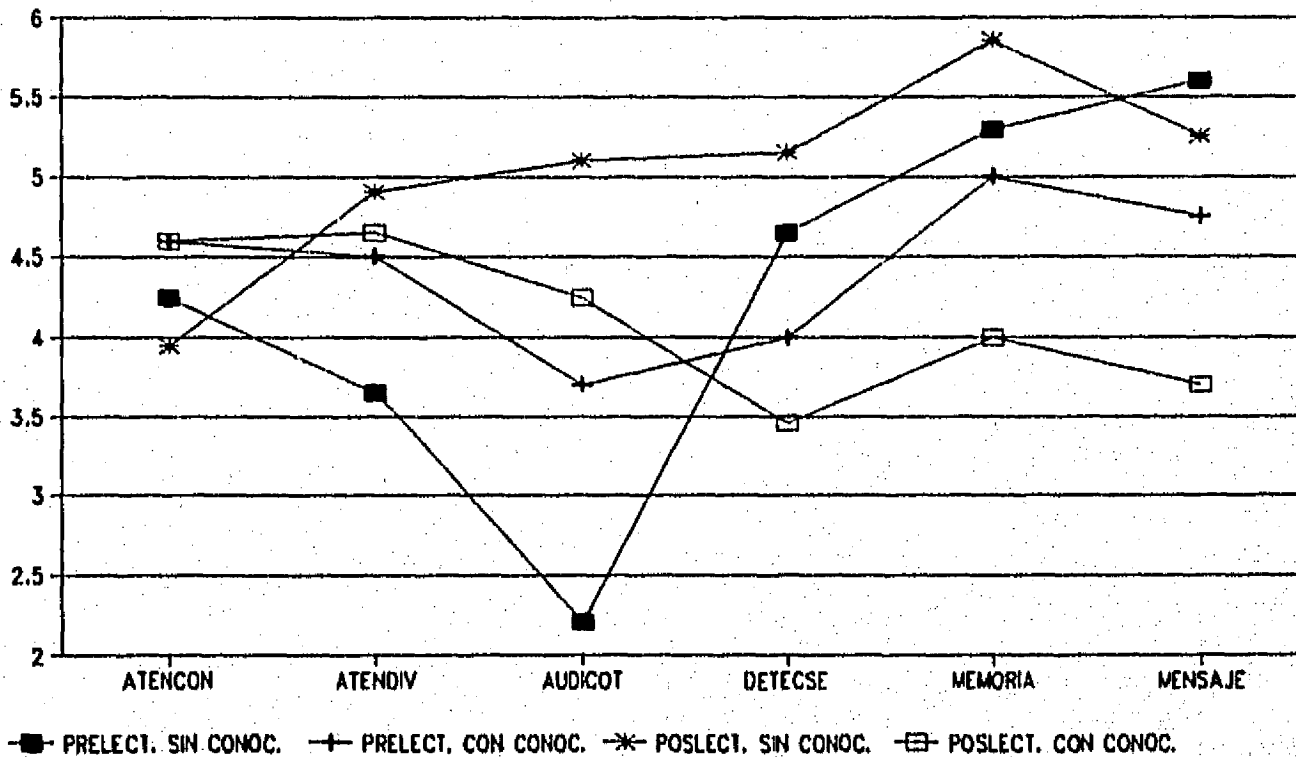
- Otro efecto se encontró entre la interacción de la condición de pre-postlectura y el número de definidores generados por los seis conceptos claves ( $F = 3.56$ ,  $p = .005$ , 5 gl.), siendo significativas 16 de las 66 comparaciones posibles. El mayor número de diferencias significativas fueron para los conceptos "memoria", "mensaje" y "detección de señales" en la condición sin conocimientos previos postlectura. En la condición "con conocimientos previos", los conceptos claves que presentaron diferencias significativas en el número de definidores sin agrupar, fueron para los concepto "memoria" y mensaje". Favor de consultar la figura No. 13 en la siguiente página.

- Un efecto más de las interacciones lo encontramos entre B y C (condición de lectura y conceptos claves) siendo la  $F = 6.92$ ,  $p = .001$  y los gl 5. En la condición de prelectura los conceptos "memoria" y "mensaje" fueron los de mayor número de definidores conceptuales. En la condición de postlectura mostraron diferencias los conceptos "audición dicótica" y "detección de señales".

Finalmente, la interacción AxBxC resultó significativa ( $F = 2,20$ ,  $p = .05$ , 5 gl). De 190 comparaciones sólo 54 fueron significativas. Básicamente representaron mayor ganancia en el grupo sin conocimientos previos para conceptos que implican tecnicismos (Favor de consultar la figura No. 13).

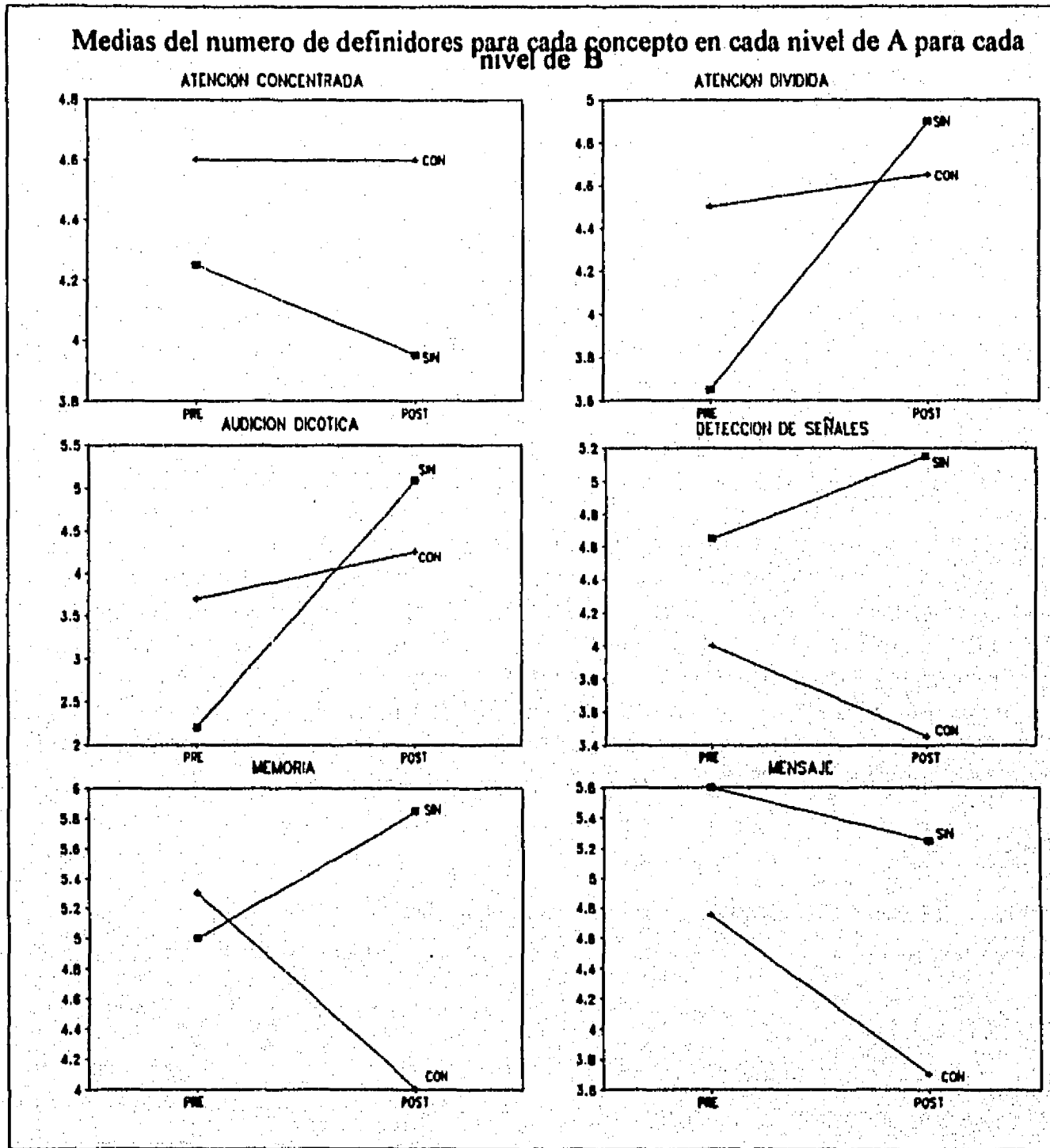
FIGURA No. 13

MEDIAS DE DEFINIDORES GENERADOS POR LOS SUJETOS PARA CADA NIVEL DE "A" (CONOCIMIENTOS PREVIOS) EN CADA NIVEL DE "B" (EXPOSICION A LA LECTURA) PARA CADA CONCEPTO CLAVE



En cambio, el número de definidores en el grupo con conocimientos previos baja o se mantiene constante en conceptos no técnicos como: "memoria" y "mensaje". Favor de consultar las gráficas de la figura No. 14 que aparece en la siguiente página.

Figura No. 14:



Nótese que los efectos de las interacciones anulan efectos principales.

Queda establecer que las diferencias significativas no se encontraron entre los efectos principales derivados del nivel de conocimientos previos, ni de la condición de lectura. Más bien, las diferencias significativas se dieron al nivel de las interacciones. Uno de los tratamientos se comportó diferente bajo diferentes niveles del otro, particularmente esto ocurrió para el factor "A", dado que la condición sin conocimientos previos aumentó significativamente el número de definidores para el valor "postlectura" del factor "B".

A partir de los datos encontrados sobre el número de definidores generados por los diferentes grupos es posible establecer que sí hay diferencias significativas entre grupos, derivadas fundamentalmente de los conceptos clave por definir y de las interacciones entre ellos y el nivel de conocimientos previos de los lectores, así como de la interacción entre haber leído o no el texto, el nivel de conocimientos previos y los conceptos claves.

En la tabla No. 12, que aparece a continuación, se presentan los datos del análisis de varianza doble para el valor "J" o riqueza de red, que generaron los diversos grupos experimentales. El factor "A" estuvo constituido por los datos de los sujetos en las condiciones "sin conocimientos" y "con conocimientos previos" sobre el tema, es decir por un factor entre sujetos; la condición "B", estuvo constituida por los datos de los sujetos en las condiciones prelectura y postlectura del texto, constituyendo el factor intrasujeto que controla, de alguna manera, la heterogeneidad de la varianza. Este arreglo también permitió indagar los efectos principales de cada factor y los efectos de las posibles interacciones entre el nivel de los conocimientos previos y la condición de lectura (AxB).

TABLA 12.

Análisis de varianza doble del valor "J" o riqueza de red

	FUENTES DE VARIANZA	S. C.	G. L.	M. C.	F	p(F)
1	ENTRE BLOQUES	1044.333	11			
2	Factor A (conocimientos previos)	840.167	1	840.167	41.15	< 0.001
3	Sujetos Intra grupos	204.167	10	20.417		
4	INTRA BLOQUES	293.000	12			
5	Factor B (exposición a la lectura)	0.667	1	0.667	0.04	= 0.848
6	Interacción A x B	104.167	1	104.167	5.54	= 0.039
7	B x Ss Intra grupos	188.167	10	18.817		
	TOTALES:	1337.333	23			

Los resultados de este avar doble muestran que hay diferencias significativas derivadas del efecto principal del factor "A" (sujetos con y sin conocimientos previos) con una  $F = 41.15$ ,  $p = .001$  y 1 gl. En cambio, el factor "B" (pre-postlectura) no muestra diferencias significativas por sí solo, pero sí en interacción AxB ( $F = 5.54$ ,  $p = .03$  y 1 gl.) a favor del grupo con conocimientos previos en la condición de prelectura (\*).

Un efecto que debo resaltar señala que el grupo sin conocimientos previos aumenta su riqueza de red en tanto que el grupo con conocimientos previos la baja ligeramente.

Los valores "J" de las estructuraciones de los cuatro grupos en estudio muestran ser sensibles a diferencias en conocimientos previos principalmente pero también a cambios derivados de la condición de lectura.

En la tabla No. 13, que aparece a continuación, se presentan los datos del análisis de varianza doble para el valor "G" o densidad de red, que generaron los diversos grupos experimentales. El factor "A" estuvo constituido por los datos de los sujetos en las condiciones "sin conocimientos" y "con conocimientos previos" sobre el tema, es decir por un factor entre sujetos; la condición "B", estuvo constituida por los datos de los sujetos en las condiciones prelectura y postlectura del texto, constituyendo el factor intrasujeto que controla, de alguna manera, la heterogeneidad de la varianza. Este arreglo también permitió indagar los efectos principales de cada factor y los efectos de las posibles interacciones entre el nivel de los conocimientos previos y la condición de lectura (AxB).

TABLA 13.

Análisis de varianza de dos factores del valor "G".

	FUENTES DE VARIANZA	S. C.	G. L.	M. C.	F	p(F)
1	ENTRE BLOQUES	68.411	11			
2	Factor A	0.634	1	0.634	0.09	= 0.763
3	Sujetos Intra grupos	67.777	10	6.778		

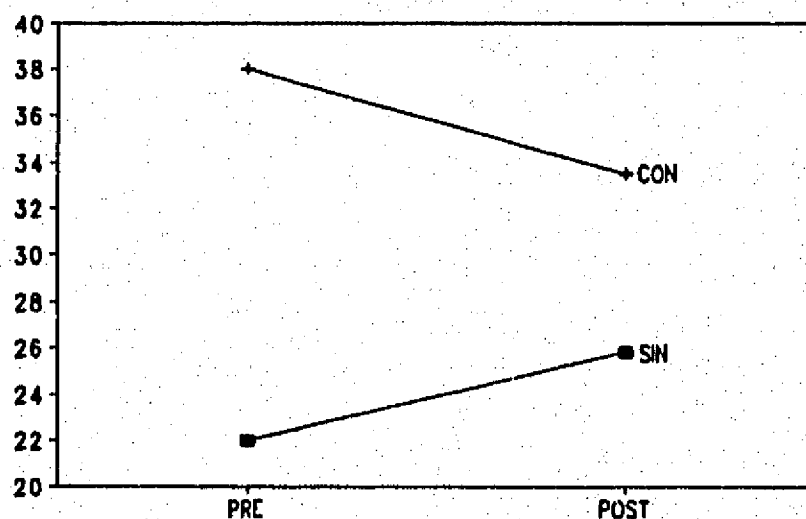
\* Se corrieron análisis no-paramétricos de estas medidas, encontrando que sus resultados apoyaron los encontrados por la prueba paramétrica para los efectos principales de A ( $U = 2$ ,  $p = .004$ ) y de B ( $T = 1$ ,  $p = .05$ , para ambos grupos). No existe una prueba no paramétrica para evaluar interacciones.

	FUENTES DE VARIANZA	S. C.	G. L.	M. C.	F	p(F)
4	INTRA BLOQUES	22.446	12			
5	Factor B	0.736	1	0.763	0.56	= 0.524
6	Interacción A x B	8.120	1	8.120	5.99	= 0.033
7	B x Ss Intra grupos	13.563	10	1.356		
	TOTALES:	90.857	23			

Los resultados de este avar doble muestran que no hay diferencias significativas derivadas de efectos principales de ninguno de los dos factores. En cambio, si los hay en las interacciones ( $F = 5.99$ ,  $p = .03$  y 1 gl.), mostrando que para los estudiantes sin conocimientos previos la dispersión de la red baja significativamente en la condición de postlectura. En tanto que para sujetos con conocimientos previos la dispersión aumenta ligeramente en la condición de postlectura pero sin que sea significativa. El grupo con conocimientos previos muestra menor dispersión de la red en la condición de prelectura, sin que esto sea significativo (\*\*).

FIGURA No. 15

MEDIAS DE LOS VALORES DE RIQUEZA DE LA RED GENERADOS POR LOS NIVELES DE "A" (CONOCIMIENTOS PREVIOS) PARA CADA NIVEL DE "B" (EXPOSICION A LA LECTURA)



\*\* Se corrieron análisis no paramétricos de esta medidas, encontrando que sus resultados apoyan los encontrados en la prueba paramétrica para los efectos principales de A ( $U=11$ ,  $p=.15$ ) y de B ( $T=3$ ,  $p. 05$ , en el grupo sin conocimientos previos y de  $T=5$ ,  $p. 05$  para el grupo con conocimientos previos). No existe una prueba no paramétrica para evaluar las interacciones.

interacciones.

#### d.1.3.4.- REPRESENTACION GRÁFICA DE LOS VALORES DE ORGANIZACION DE LAS REDES NATURALES

Los datos derivados de los valores "J" y "G" muestran que sí hay diferencias entre los grupos experimentales, para todos los valores de organización de la red, apoyando a la respuesta parcial dada para la primera y segunda preguntas.

Al parecer, hay tendencias antagónicas entre los valores "riqueza" y "dispersion", presentados por los estudiantes sin conocimientos previos y por los de los estudiantes con conocimientos. En la medida en la que en los primeros aumentaron la riqueza de su red después de leer el texto, los estudiantes con conocimientos previos sobre el tema del texto en cuestión, tendieron a disminuirla levemente. De igual manera, en la medida en la que los estudiantes sin conocimientos previos tendieron a bajar los valores de dispersión de la red, en función de la lectura del texto, los estudiantes con conocimientos, tendieron a subirla. Es importante señalar que en ninguno de los casos se encontraron diferencias significativas derivadas de la dirección de los cambios.

En las tablas 14 y 15 se puede analizar el comportamiento de los datos de manera agrupada.

TABLA 14.

Dirección de los cambios en los valores de riqueza de red.

	SIN CONOCIMIENTOS.		CON CONOCIMIENTOS.	
	PRE	POST	PRE	POST
ATENCION CONCENTRADA	20	24	46	34
ATENCION DIVIDIDA	20	28	43	31
AUDICION DICOTICA	16	29	30	33
MEMORIA	24	24	34	28
DETECCION DE SEÑALES	28	28	35	35
MENSAJE	24	22	35	35

VALORES DE RIQUEZA DE LA RED.



**TABLA 15.**

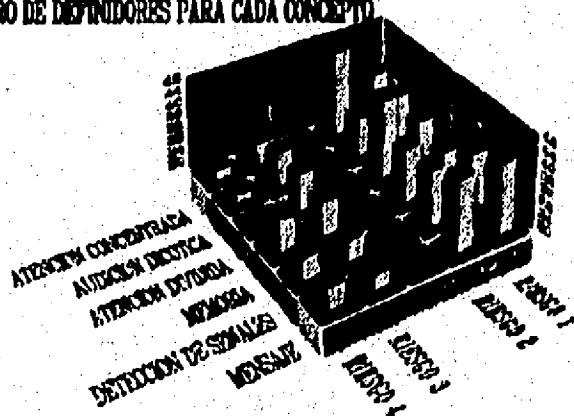
Dirección de los cambios en los valores de dispersión de la red.

	SIN CONOCIMIENTOS.		CON CONOCIMIENTOS.	
	PRE	POST	PRE	POST
ATENCIÓN CONCENTRADA	6.0 <.... 3.4		2.3 ....> 4.0	
ATENCIÓN DIVIDIDA	5.8 ....> 7.4		2.8 ....> 3.1	
AUDICIÓN DICOTICA	2.7 ....> 2.8		3.4 ....> 4.5	
MEMORIA	6.3 <.... 3.8		9.2 <.... 8.6	
DETECCIÓN DE SEÑALES	5.0 <.... 3.2		3.2 ....> 5.5	
MENSAJE	7.4 <.... 3.4		4.0 <.... 3.4	

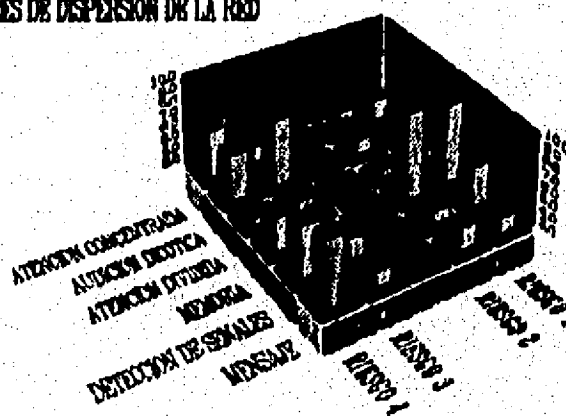
VALORES DE DISPERSIÓN DE LA RED.

De manera sintética, los valores organizacionales "J" y "G", para todos los tipos de riesgo, pueden ser analizados visualmente en las figuras 16a y 16b

**FIGURA 16a**  
NÚMERO DE DEFENDIDORES PARA CADA CONCEPTO



**FIGURA 16b**  
VALORES DE DISPERSIÓN DE LA RED



### d.1.3.5.- REPRESENTACION GRAFICA, ANALISIS Y RESULTADOS DE LOS VALORES DE CONTENIDO DE LAS REDES NATURALES

Además de los análisis estadísticos reportados arriba, se hicieron representaciones gráficas de los valores de contenido: de cada concepto clave, de sus definidores y de las distancias semánticas entre ellos. En el anexo 4 se presentan todos y cada uno para que el lector interesado los consulte. Para efectos de discusión a continuación aparecen tres ejemplos de conceptos claves, definidores conceptuales y distancias semánticas, que reflejan variaciones dependientes de los conocimientos previos y la lectura del texto.

FIGURA 17a

Definidores del concepto meta en orden categorial, durante la fase experimental en sujetos que tienen conocimientos previos.

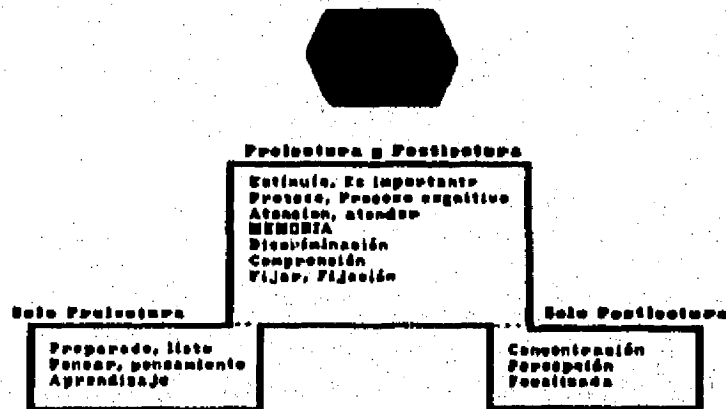


FIGURA 17b

Definidores del concepto meta en orden categorial, durante la fase experimental en sujetos que no tienen conocimientos previos.

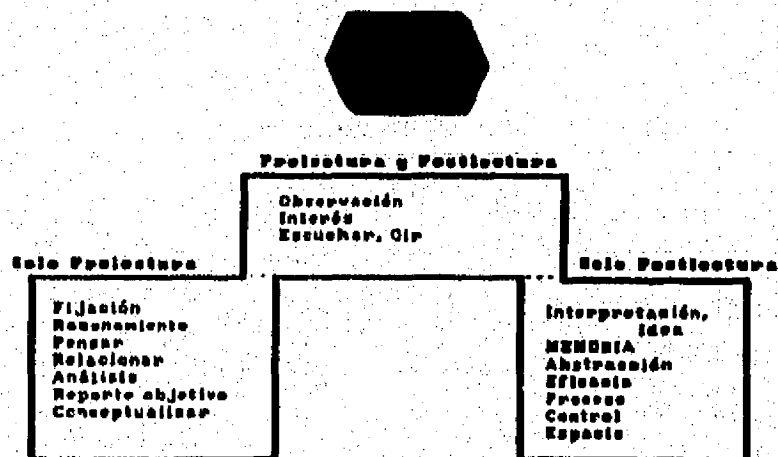


Figura 17c DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "ATENCION CONCENTRADA" EN LA FASE DE PRELECTURA, EN SUJETOS QUE TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.

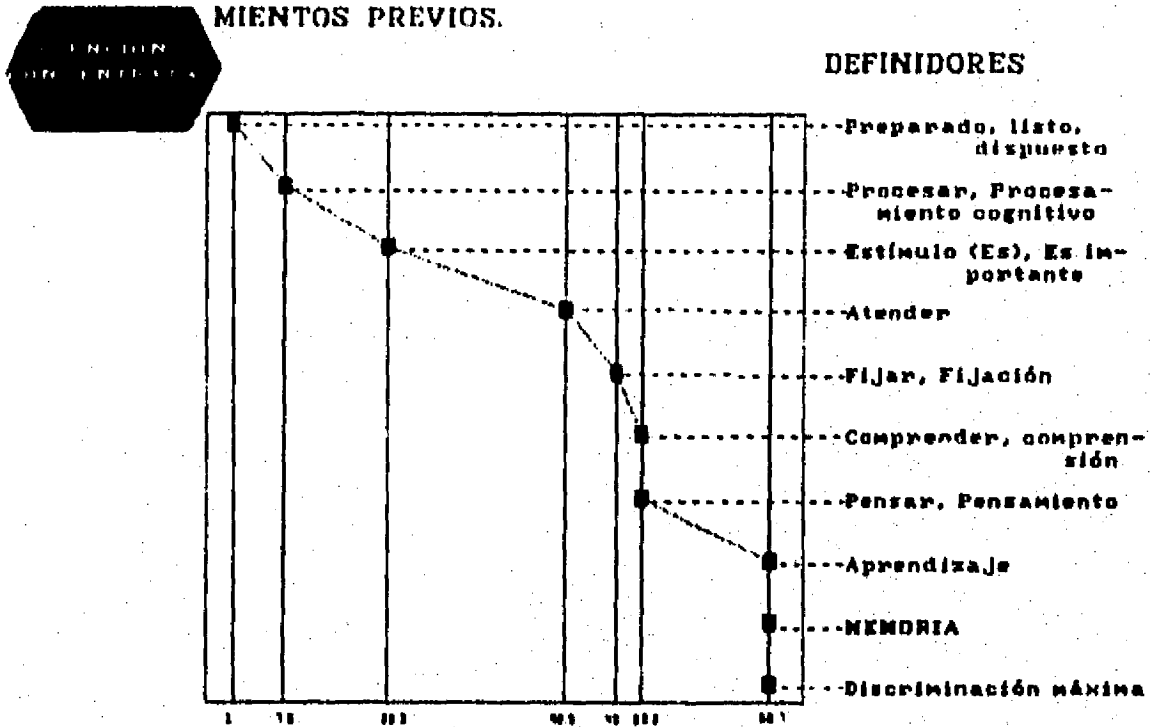
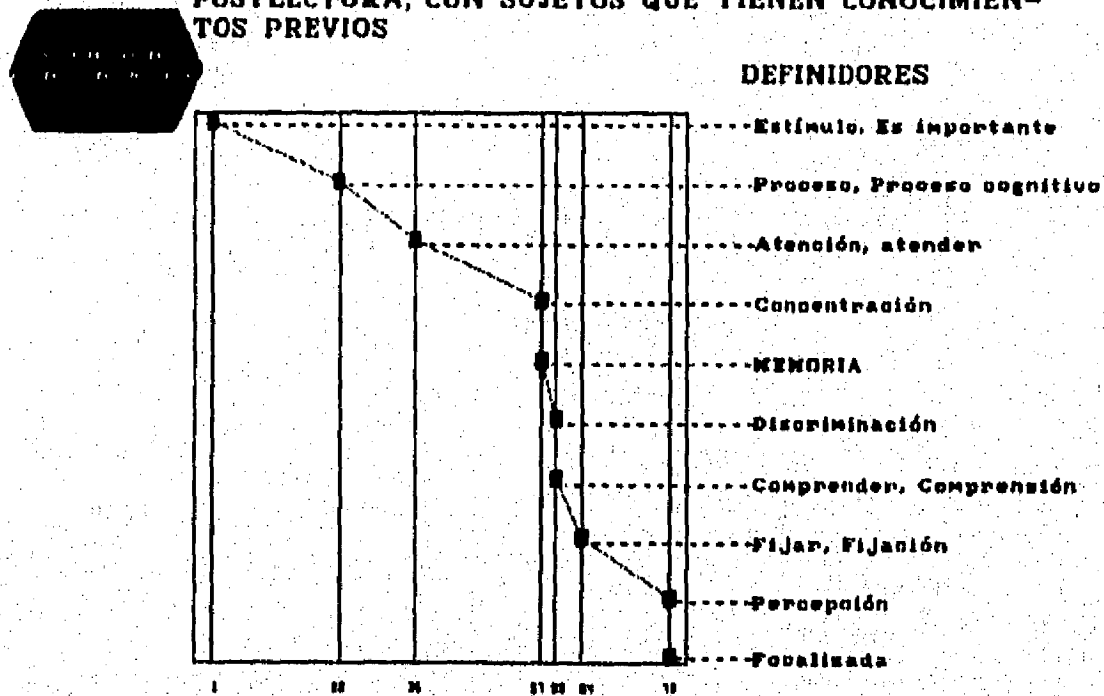
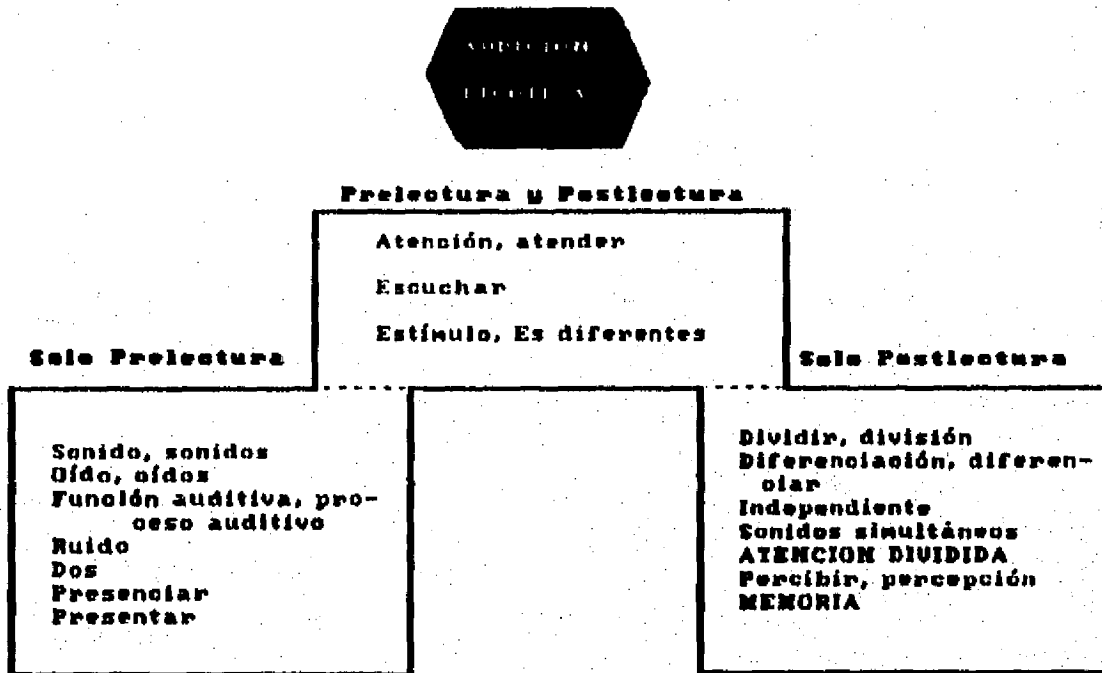


Figura 17d DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "ATENCION CONCENTRADA" EN LA FASE DE POSTLECTURA, CON SUJETOS QUE TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS



**FIGURA 18 a**

**Definidores del concepto meta en orden categorial, durante la fase experimental en sujetos que tienen conocimientos previos.**



**FIGURA 18 b**

**Definidores del concepto meta en orden categorial, durante la fase experimental en sujetos que no tienen conocimientos previos.**

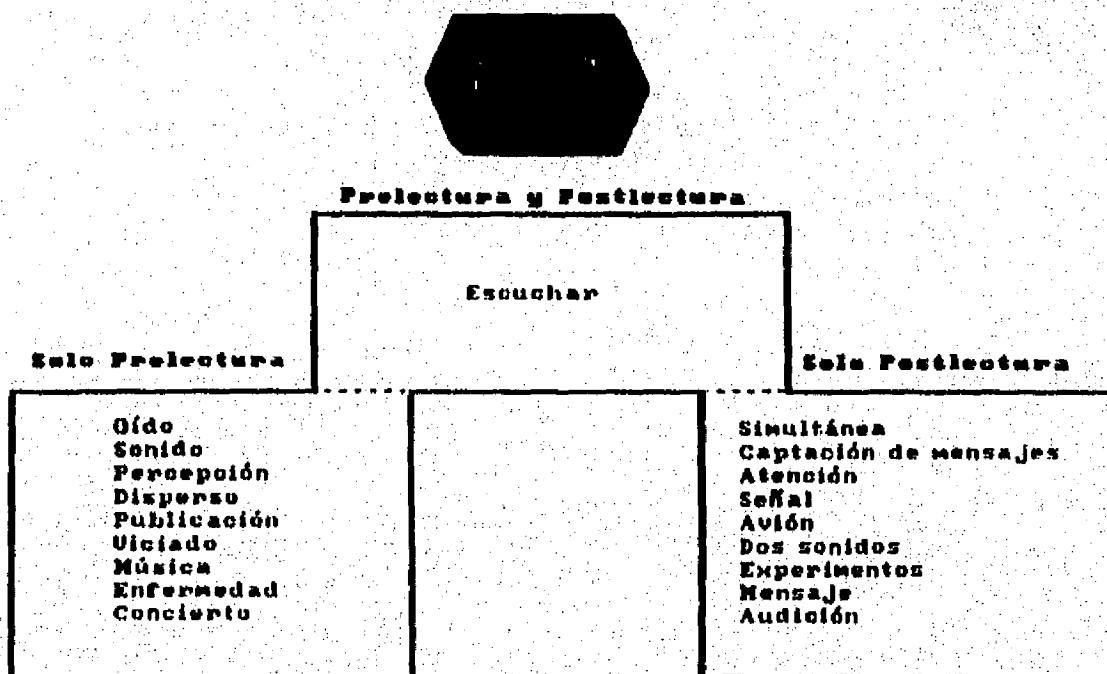


Figura 18c DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "AUDICION DICOTICA" EN LA FASE DE PRELECTURA, EN SUJETOS QUE TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.

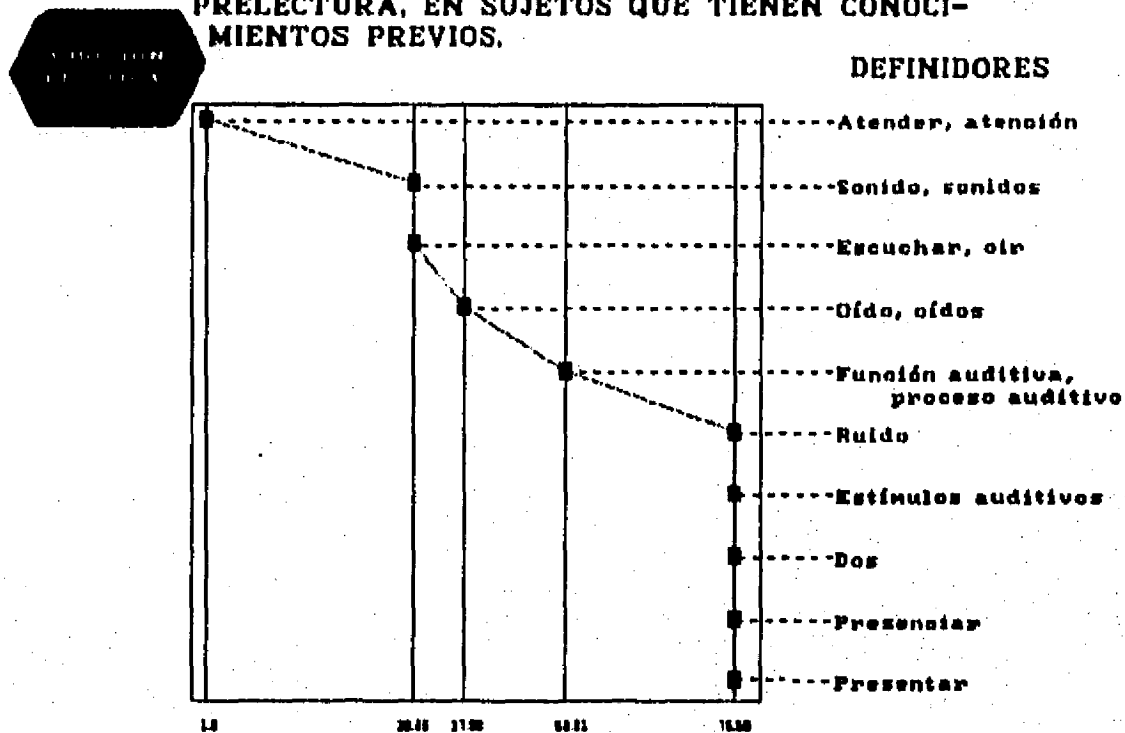
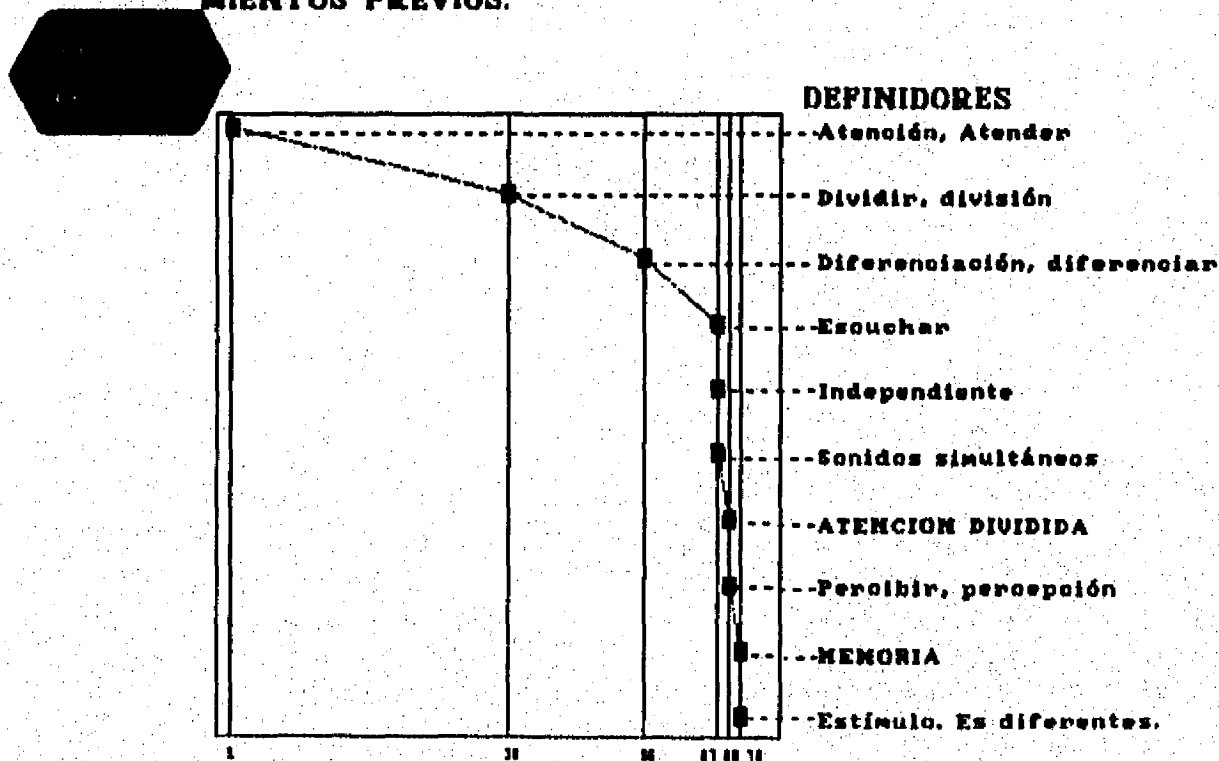
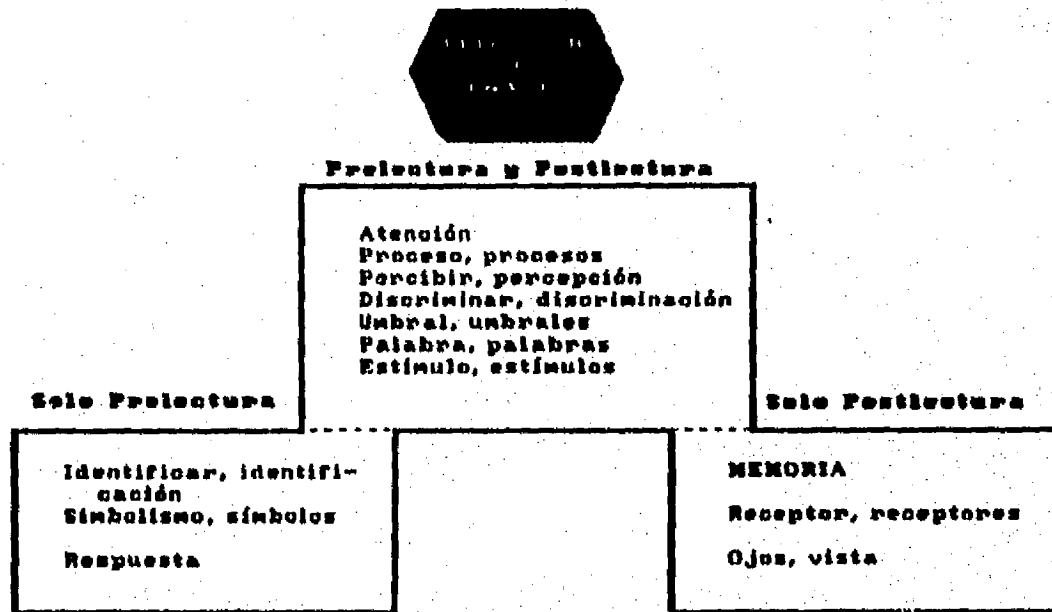


Figura 18d DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "AUDICION DICOTICA" EN LA FASE DE POSTLECTURA, EN SUJETOS QUE TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.



**FIGURA 19a**

**Definidores del concepto meta en orden categorial, durante la fase experimental en sujetos que tienen conocimientos previos.**



**FIGURA 19b**

**Definidores del concepto meta en orden categorial, durante la fase experimental en sujetos que no tienen conocimientos previos.**

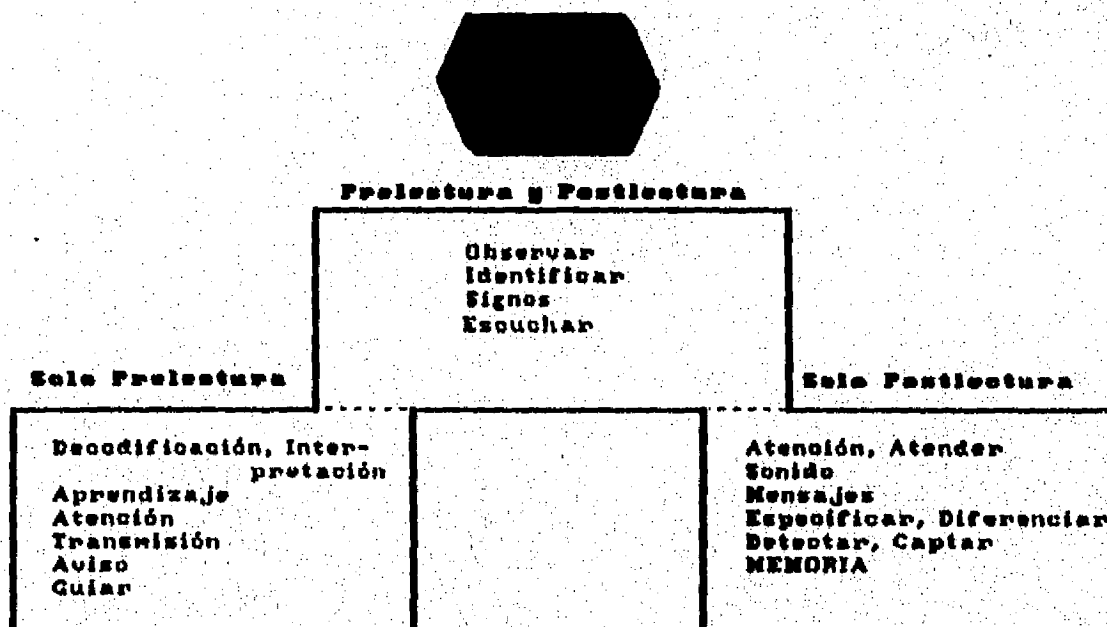


Figura 19c

DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "DETECCION DE SEÑALES" EN LA FASE DE PRELECTURA, CON SUJETOS QUE TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.

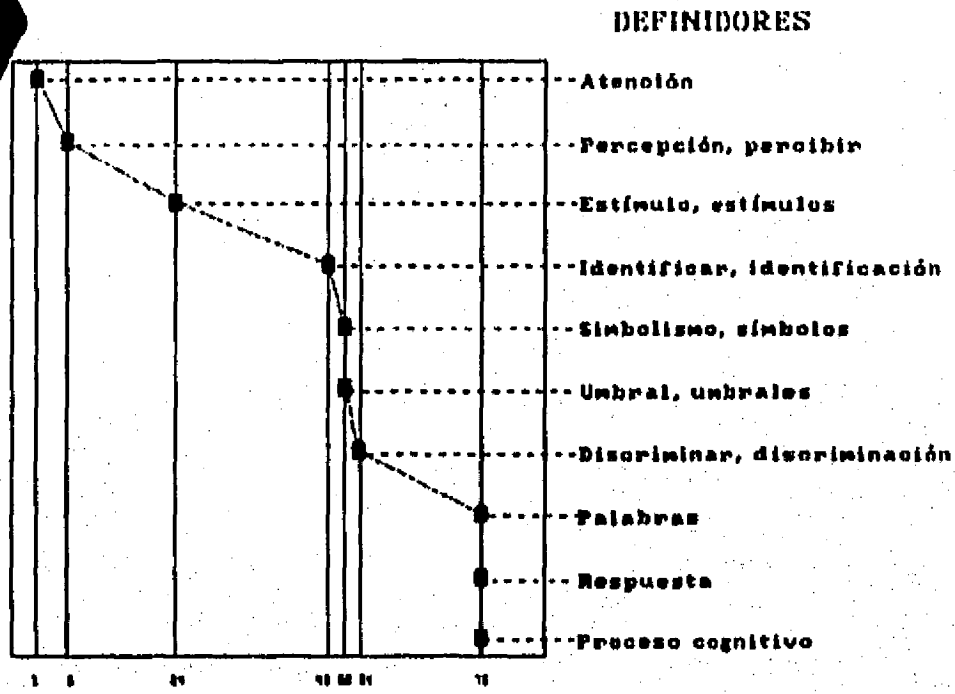
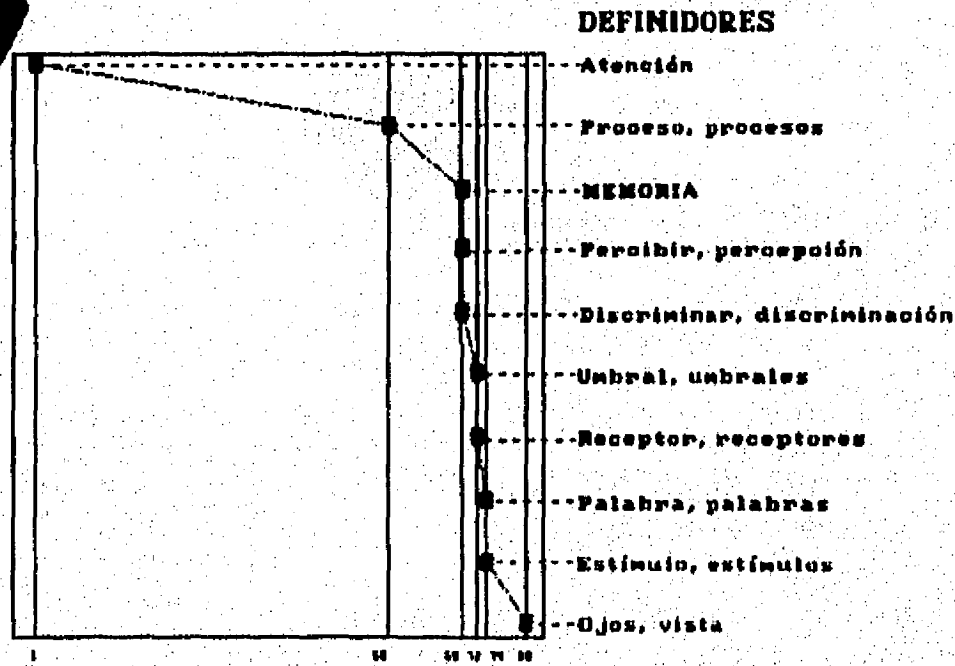


Figura 19d

DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "DETECCION DE SEÑALES" EN LA FASE DE POSTLECTURA, EN SUJETOS QUE TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.



Tales valores de contenido fueron analizados utilizando definiciones de atributos y valores de tales atributos para poder interpretar el tipo de definidores generados por los estudiantes. Así, a la propiedad "definidor" se le definieron dos atributos: "jerarquía" (en términos de dos valores: supraordinada y subordinada) e "intencionalidad" (en términos de dos valores " (sinonimia y partonimia). Se obtuvieron sus valores porcentuales para cada grupo experimental. En el anexo 4 aparecen estos valores. Con base en éstos análisis se encontró que:

- a) tanto en la fase de prelectura, como en la de postlectura, los sujetos con conocimientos previos coincidieron, en promedio, en la **elección de 8 de los 10 definidores clasificados entre los más importantes**, haciendo sólo cambios en las distancias semánticas en las que cada uno de ellos definía el concepto. Así, en la postlectura, los definidores de carácter técnico fueron considerados los definidores primarios y ocuparon las menores distancias semánticas.
- b) el tipo de definidores utilizados por los estudiantes con conocimientos previos fué básicamente de sinónimos supraordinados. Definidores que desde el pretest hicieron diferencia con los del grupo sin conocimientos previos y que fueron aumentados en un 63.15% en la condición de postlectura.
- c) se puede establecer que el grupo con conocimientos previos además de duplicar los sinónimos supraordinados, como efecto de la lectura del texto, decrementa el número de definidores primarios que guardan una relación de partonimia subordinada (por ejemplo: ruido, imagen, estímulo, como definidores de detección de señales) y mantiene la sinonimia subordinada al mismo nivel en el que comenzó en la condición de prelectura. Este patrón representa un patrón característico de estudiantes con el menor nivel de riesgo y confirman la dirección predicha por los planteamientos teóricos.
- d) En cambio, los estudiantes sin conocimientos previos sólo coincidieron en elegir entre la pre y la postlectura, en promedio, dos de los 10 definidores seleccionados por el grupo como los más importantes, lo que habla de muchos cambios en la base de conocimientos debidos a nuevas elecciones de definidores a partir de la exposición al texto.
- e) los cambios consistieron en aumentar en un 46.66% la generación de los definidores primarios y secundarios por sinónimos de orden supraordinado, en primer lugar, pero también en disminuir en un 57.14% la generación de definidores por sinonimia subordinada y bajar en un 33.33% la generación de definidores por partonimia supraordinada. Se abandonaron definidores del tipo sinónimos subordinados y se incluyeron definidores del tipo sinónimos supraordinados.



f) el grupo sin conocimientos previos también presentó una gran variabilidad en los definidores incluidos en la postlectura. El comportamiento general de las distancias semánticas entre los definidores en la fase de postlectura mostró que aparecieron algunos conceptos técnicos entre los definidores primarios, pero esta transformación sólo alcanzó una tercera parte del patrón general representando todavía un nivel de riesgo considerable.

g) Las distancias semánticas entre los 10 mejores definidores de éstos conceptos claves mostraron que:

g.1) para los sujetos con conocimientos previos y en la condición de postlectura, las distancias semánticas entre el definidor clasificado como el mejor definidor y el segundo en orden de importancia, se hacían mayores, mostrando un grado de diferenciación más alto entre ambos definidores.

g.2) en el mismo grupo y para el resto de definidores, se observó una tendencia a agruparlos en una o dos categorías cuando más, categorías cuya distancia semántica entre sí era mucho menor que la distancia establecida entre el definidor valuado con calificación más alta y el que le seguía en importancia. En este punto la diversificación se hizo menor y varios definidores se agruparon a manera de racimos, obedeciendo el significado planteado en el texto.

g.3) en cambio, para los sujetos sin conocimientos previos y en la condición de postlectura, las distancias semánticas entre el definidor clasificado como el mejor definidor y el segundo en orden de importancia fueron menores mostrando un leve grado de diferenciación entre definidores.

Indiscutiblemente, el valor de distancia semántica es un valor sensible a los efectos del contexto de ocurrencia.

En estos valores de contenido, también se muestran los efectos de la interacción entre los factores "conocimientos previos" y "condiciones de lectura" encontrados en el análisis estadístico realizado para las variables organizacionales, motivo por el cual se consideró importante incluirlos en la base maestra que serviría para alimentar a la red neuronal en construcción. Con ésta información, la red podría descubrir las regularidades subyacentes a cada uno de los tipos de estudiantes incorporados en la investigación.

Entonces, a partir de los **indicadores de contenido y organizacionales**, presentados hasta este momento, y que resultaron de interés para la investigación, se decidió utilizar como entradas de alimentación de la red neuronal deseada, a los siguientes datos:

los conceptos claves, como microestructuras que permiten coherencia, a nivel local, en el texto,

sus definidores, gracias a los cuales se integran las redes semánticas naturales que estructuran el conocimiento a nivel de la microestructura,

sus distancias semánticas, es decir, el arreglo (cercano o lejano) que los diversos sujetos dieron a cada definidor, en términos de su capacidad para definir un concepto clave determinado y

sus valores grupales "J" (riqueza de la red construída y "G" (dispersión de la red).

## D.2) METODOLOGIA NEUROCOMPUTACIONAL

### d.2.1.) Introducción:

En la metodología neurocomputacional los pasos básicos para el desarrollo de una red neuronal simulada consisten en:

- a) **Recolectar los datos de interés**, es decir, buscar la información apropiada o potencialmente útil acerca del problema y evaluar su bondad para indicar los cambios en los valores que toman las variables de interés. En nuestro caso en particular, se tuvieron que poner a prueba indicadores, derivados de las redes semánticas, que servirían posteriormente, para alimentar la red neuronal deseada. Esta información incluyó los valores de organización y de contenido que cada sujeto y cada grupo experimental produjo ante tareas de producción de definidores de conceptos claves y las de transformación a tales definidores, en reacción a haber leído el texto;
- b) Transformar tal información en entradas apropiadas y susceptibles de ser entendidas por la red neuronal artificial, es decir, traducir la información al código que entienden las redes, el binario. Para lograrlo, la información disponible se transformó a éste código para que representara, de la mejor manera posible, la naturaleza de la información que se iba a aprender, cuidando que se guardara la relación entre su carácter numérico, categorial o de texto de formato libre, con la codificación empleada;
- c) Seleccionar la **arquitectura más apropiada a la red neuronal que se desea construir**, por lo que se consideró importante dar respuestas a preguntas tales como: ¿qué tipo de aprendizaje es el más adecuado para el tipo de red que se desea (el asociativo o el competitivo, por ejemplo), seleccionar el modelo de aprendizaje que mejor representara lo que se quiere hacer (¿autoasociativo?, es decir, guiar el aprendizaje mediante un "maestro o modelo a seguir, o bien ¿heteroasociativo?, donde se deja que el aprendizaje se de espontáneamente), decidir si es mejor utilizar un modelo multicapas, en vez de uno de una sola capa, determinar cuántas unidades debe tener cada una de las capas de la red, elegir cuál función de transferencia se debe usar, identificar qué regla de aprendizaje se debe aplicar, cuáles son las mejores tasas de aprendizaje aplicables, etc.;
- d) **Entrenar la red**, es decir, exponer a la red a múltiples ejemplos de lo que la red debe de ser y, también, utilizar aquellas herramientas de diagnóstico que suelen ser muy útiles para tomar decisiones durante el

entrenamiento, como por ejemplo: la medición de la media del cuadrado del error de la capa de salida o alguna otra herramienta que apoye la caracterización de la estructura de la red, como puede ser un histograma de los pesos de toda la red, como sucedió en nuestro caso, y

e) **Probar la red neuronal construída**, es decir, utilizar datos especialmente seleccionados para determinar qué tan bien ejecuta la red su trabajo, ya sea con datos conocidos, tanto como con datos que previamente no habían sido utilizados en el entrenamiento.

A continuación se describe cómo fue que estos pasos se realizaron en la red neuronal construída.

#### **d.2. 2. - DESARROLLO DE LA FASE NEUROCOMPUTACIONAL**

**Sobre la recolección de los datos de interés.** Como ha sido descrito en la porción correspondiente, se identificaron indicadores de contenido y organizacionales que mostraron ser útiles y sensibles para captar cambios en las estructuraciones de conocimiento realizadas por los cuatro tipos de estudiantes experimentalmente generados. Cambios que mostraron su dependencia de las interacciones entre las condiciones de pre y postlectura y del nivel de conocimientos previos que sobre el tópico poseían los estudiantes. Toda vez que esto fue determinado se procedió a la siguiente etapa.

**Sobre la transformación de la información en entradas apropiados para la red neuronal simulada.**

Para que la red neuronal simulada trabajara exitosamente, se tuvo especial cuidado al "encarnar" el conocimiento que se deseaba representar dentro de su marco de trabajo. El mapeo de datos simbólicos y numéricos en un vector de lenguaje binario cuyos inputs están en el rango de 0 a 1 o de -1 a +1, en el caso de la red que se presenta en este estudio, resultó ser un verdadero reto, dado que la tarea exigió mapear cada campo de la base de datos maestra, dentro de uno o más inputs que entendiera la red neuronal artificial que se estaba construyendo.

Un aspecto fundamental de esto fué representar adecuadamente al conjunto de datos utilizados para el entrenamiento. Para el caso de la red que nos ocupa y dado que se usó un mecanismo de retropropagación del error, el conjunto de datos del entrenamiento buscó tener una distribución igual entre todos los posibles resultados, tratando de guardar la representatividad de los datos como un todo. Es decir, se representaron, en primer lugar, suficientes ejemplos de las cuatro condiciones experimentales en igualdad de cantidad, para, posteriormente, elegir al azar, ejemplos de subconjuntos de entrenamiento. De esta manera, se intentó

remover cualquier sesgo que pudiera existir en el orden natural de la base de datos maestra o matriz input.

Otro aspecto fundamental de la etapa fue determinar cómo se iban a representar los datos simbólicos y los numéricos. En el caso de los datos simbólicos se consideró que dada su naturaleza nominal podían ser representados mediante una variable discreta, tal y como lo permite la codificación binaria, en la que cada concepto clave, así como cada uno de sus definidores tendría un código que los identificara individualmente. Para los datos de identificación de los estudiantes se utilizaron dos valores del código binario: uno para la condición de conocimientos previos, cuyos valores eran 01, para estudiantes sin conocimientos previos, y de 10 para estudiantes con conocimientos previos; otro para la condición de pre o postlectura, condición en la que los valores también podían tomar uno de dos valores 01 o 10. De igual manera, se consideró que los datos de naturaleza numérica y básicamente ordinales, se representarían binariamente a partir del valor decimal que les correspondía.

A continuación se presenta un ejemplo de valores que muestran cómo fue construida la matriz input.

**MATRIZ COMPLETA (REDES NATURALES)**  
**RED NEURONAL DE 39 COLUMNAS (INP/OUT) Y 20 HIDDEN**  
**ESTOS SON DATOS DE REDES NATURALES CON CONOCIMIENTO EN COND. PRELECTURA.**  
**LA COLUMNA 1 ES LA DEFINICION DEL CONCEPTO 1**  
**LA COLUMNA 2 ES LA DISTANCIA ENTRE LOS CONCEPTOS 1 Y 2**  
**LA COLUMNA 3 ES EL CONCEPTO 2**  
**LA COLUMNA 4 ES EL VALOR DE J**  
**LA COLUMNA 5 ES EL VALOR DE G**  
**LA COLUMNA 6 ES EL VALOR DE LA CONDICION DE LECTURA**  
**LA COLUMNA 7 ES EL VALOR DE LA CONDICION DE CONOCIMIENTOS PREVIOS LOS DATOS DE LOS SEIS RENGLONES SE ESPECIFICAN PARA CADA CASO**

**RENGLON 1 (ATENCION CONCENTRADA)**

COL. 1	COL. 2	COL. 3	COL. 4	C. 5	C6	C7
00000100,	0000001,	00010010,	0101110,	00010,	01,	10
00000100,	0001000,	00110001,	0101110,	00010,	01,	10
00000100,	0010100,	00010111,	0101110,	00010,	01,	10
00000100,	0101011,	00000011,	0101110,	00010,	01,	10
00000100,	0110001,	00011001,	0101110,	00010,	01,	10
00000100,	0110101,	00001010,	0101110,	00010,	01,	10
00000100,	0110101,	00101101,	0101110,	00010,	01,	10

```
00000100, 1000101, 00000010, 0101110, 00010, 01, 10
00000100, 1000101, 00100011, 0101110, 00010, 01, 10
00000100, 1000101, 00010001, 0101110, 00010, 01, 10
REGLON 2 (AUDICION DICOTICA)
00000110, 0000001, 00000011, 0011110, 00011, 01, 10
*
```

### **Sobre la selección de la arquitectura apropiada de la red neuronal simulada generada en esta investigación.**

A partir de los datos obtenidos en la fase experimental y con base en la información que se recogió, se diseñó una red neuronal simulada, de tipo "autoasociadora", cuya estrategia de aprendizaje, recuerdo y control, fue la "retropropagación estándar del error", utilizando una computadora HP AT 386 modelo QS/16S, con un coprocesador matemático 387 SX Intel, y el programa NeuralWorks Profesional II.

La red neuronal simulada fue construída dentro del principio de aprendizaje asociativo, (uno de los más poderosos en el estudio de la organización de principios, mediante redes neuronales, desde los años 60's, como se indicó en el capítulo anterior). En el se asume la existencia de un grupo de nodos o elementos de procesamiento extensamente interconectados. Cada nodo recibe entradas tanto externas como internas al sistema, con excepción hecha de cada unidad sobre sí misma (favor de consultar la figura No. 4 presentada con anterioridad). En la capa de entrada, los valores de activación son, simplemente, las entradas externas. Durante el primer ciclo, cada nodo pasa información a los demás, información que ha sido multiplicada por los pesos de las conexiones. Y recibe una retroalimentación sobre el error, misma que se adiciona al valor de activación para producir nuevos valores de activación. Después de varias iteraciones, donde se combinan las entradas externas y la realimentación, los valores de activación se estabilizan. Entonces, los pesos se actualizan, gracias a un término que consiste de una constante multiplicada por el nivel de activación, multiplicado por el input de la red, donde el input de la red es definido como la diferencia entre los inputs externos e internos. Si no hay diferencias y son iguales estos inputs, el peso no cambiará.

Después de que el peso se actualiza, se permite la activación, para lograr estabilizar a la red, antes de que otro peso se actualice. Este proceso se continua, hasta que se termina de aprender. Así se aprenden patrones asociativos entre los diferentes componentes de una red, mismos que han sido fortalecidos gracias a la experiencia y, por los cuales, la red artificial puede dar una respuesta determinada.

\* La matriz se continúa hasta agotar los datos.

que en nuestro caso fué aprender una respuesta clasificatoria ante un patrón determinado.

Se utilizó este tipo de principio de aprendizaje debido a que se le consideró útil para la obtención del objetivo planteado en la fase neurocomputacional, y por lo tanto resultaba necesario someter a prueba su capacidad para aprender los diversos patrones de interconectividad generados por cada grupo experimental. Cabe señalar que en la literatura internacional, a pesar de que se enfatiza su poder en el campo de la categorización, no se encontraron antecedentes sobre utilizaciones previas de este tipo de principio de aprendizaje a indicadores de estructuración de información, como los usados en esta investigación.

También se consideró, en su momento, la posibilidad de que posteriormente al aprendizaje de dichos patrones, si es que se tenía éxito y la red aprendía, el principio de aprendizaje fuera cambiado, en estudios posteriores, por uno de aprendizaje competitivo, en el que se probaría cuáles patrones de interconectividad entre las variables de contenido y de organización, serían los que identificarían mejor cada grupo de estudiante de riesgo.

Por otra parte, el modelo de aprendizaje utilizado fue un modelo de aprendizaje supervisado. Es decir, la red aprendió a hacer la tarea que se le requería porque se le presentaban ejemplos de entrada y de salida de la función deseada, facilitando con esto que el algoritmo de aprendizaje ajustara los pesos entre las conexiones, de tal manera que, se detuviera hasta que el sistema aprendiera a realizar la tarea de categorización de patrones deseada. Se escogió este tipo de modelo porque es, quizá, el que mayor éxito ha tenido para apoyar a las redes neuronales a aprender un tipo específico de tarea (Clark y Lutz, op. cit.). Una posible variación del modelo utilizado, la del aprendizaje reforzado, podría ser utilizada, en un futuro cercano, para probar que tan bien lo está haciendo el sistema para aprender a partir de ejemplos, sin necesidad de guiarlo mediante un "maestro" completamente terminado que informe cuándo una respuesta es correcta o incorrecta. Sin lugar a dudas esta modificación daría luz sobre elementos contextuales importantes, como pueden ser los propiamente instruccionales.

Como ya ha sido expresado en otra parte de este trabajo, el modelo de aprendizaje supervisado normalmente utiliza un gradiente descendiente para minimizar, en alguna medida, los errores que está cometiendo el sistema. Dado esto, se trabaja, por ejemplo, con la retropropagación del error, utilizando la minimización de los cuadrados mínimos del error.

Con base en esta característica, el algoritmo de aprendizaje utilizado fué el de la retropropagación del error. En este tipo de red, las unidades de procesamiento son arregladas de una manera en la que la alimentación es siempre hacia adelante

(feed-forward, con excepción del error). Es decir, cada capa de unidades sólo puede alimentar a las capas posteriores a ella, no habiendo conexiones dentro de la misma capa, como tampoco, con las capas anteriores (conexiones no simétricas). Cada unidad de procesamiento a partir de la capa intermedia tiene una función de activación no lineal. El principio es como sigue: en la medida en la que la respuesta actual a la entrada actualizada se desvía de la respuesta deseada, los pesos de las conexiones de la capa intermedia y de la capa de salida cambian. Así, aquellos cambios generados en los pesos se propagan hacia atrás para causar cambios en los pesos de las conexiones desde la capa de entrada, hasta la intermedia, lo que reducirá el error en el futuro. De esta manera, la capa intermedia responde a una codificación de patrones específicos de actividades de entrada.

Dada la característica particular de este tipo de redes, la del alto grado de supervisión requerida, es posible que las redes neuronales con retropropagación del error, sean las más útiles cuando de construir sistema expertos neurocomputacionales se trata, particularmente, para tareas que requieren clasificar datos en categorías predeterminadas, como fue nuestro caso.

Se seleccionó un modelo multicapas por ser una arquitectura comúnmente usada en muchos dominios en psicología, además de que permite la computación de funciones que los modelos lineales no pueden computar. En el modelo multicapas, el input está representado como vectores, en los que cada elemento tiene un valor entre 0 y 1.

La tasa de aprendizaje elegida se concibió como una promedio o regular. Se ha visto que con tasas de aprendizaje muy pequeñas alcanzar el criterio de convergencia deseado se hace excesivamente lento, en tanto que si es muy grande, puede causar oscilaciones que hace que la convergencia sea imposible.

Con base en los planteamientos anteriores, la arquitectura típica de una red neuronal con retropropagación estándar del error, consta de una capa de entrada, una capa de salida, y al menos una capa oculta. En realidad no existe ningún límite teórico respecto al número de capas ocultas, pero generalmente pueden ser una o dos. Cuando se usa una sola capa oculta, en una manera autoasociativa, como en la red neuronal de esta investigación, se está implicando que el vector de entrada es igual al de salida, en todos los ensayos del entrenamiento, y que además, la red cumple la función de codificador, donde la codificación está contenida en los estados de la capa intermedia de la red neuronal. Además, si como en el presente caso, la capa intermedia posee menos elementos de procesamiento que la capa de entrada o input y que la capa de salida o output, ésta codificación se considera como una compresión de datos.



Dada esta arquitectura, la función del neurocomputador consistió en representar, distribuidamente, las redes semánticas naturales generadas por los grupos experimentales, considerando:

a) valores de contenido, en términos de:

a.1) **los conceptos clave:** atención concentrada, atención dividida, audición dicótica, detección de señales, memoria y mensaje, debidamente representados binariamente;

a.2) **y sus definidores conceptuales**, expresados en tripletas semánticas que incluyeron también el valor de la distancia semántica para cada definidor conceptual, en relación a cada concepto clave);

b) los valores organizacionales de la red, en términos de:

b.1) el valor J, o riqueza de red,

b.2) el valor G, o dispersión de la red y finalmente,

b.3) la categoría a la que pertenecía la red, a saber, pre o post lectura, y con conocimientos previos o sin ellos.

La arquitectura consistió de tres capas con 98 elementos de procesamiento distribuidos de la siguiente manera: una capa input o de entrada con 39 unidades o elementos de procesamiento; una capa intermedia, con 20 unidades y una capa output o de salida con 39. En la figura No. 20 en la siguiente página se muestra su arquitectura y en el anexo 5 sus valores binarios.

Se implementó un patrón de total interconexión de cada unidad con todas las unidades de la capa inmediata superior, inicializadas con pesos aleatorios entre -1 y +1 antes del entrenamiento. Respecto a sus parámetros de activación, mientras que el de activación mínima fue de -0.9999, el de activación máxima fue de +0.9999, con un nivel de reposo igual a 0.0.

El input neto a cada una de las unidades (i) estuvo dado por la suma de las influencias de todas las otras unidades de la red con las cuales se conectaba, más cualquier input externo proveniente de afuera de la red. En términos algebraicos:

$$\text{neto}_i = \sum_j w_{ij} \text{output}_j + \text{extinput}_i,$$

donde  $w_{ij}$  es el peso de la conexión de la unidad i con respecto a la unidad j,  $\text{output}_j$  es el output proveniente de la unidad j, y  $\text{extinput}_i$  es el input proveniente del medio externo.

# ARQUITECTURA DEL NEUROCOMPUTADOR

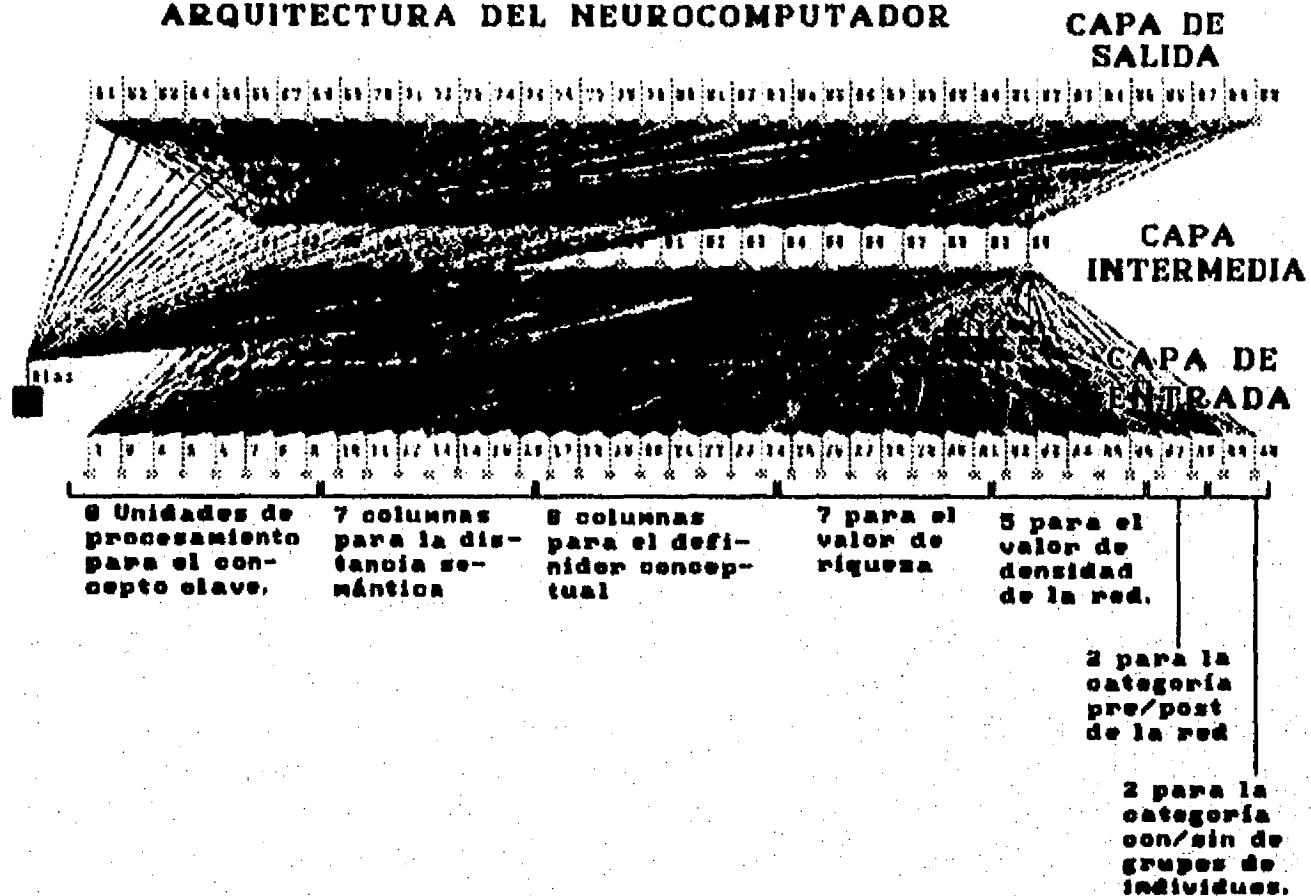


FIGURA No.20

Los vectores inputs (de entrada) estuvieron arreglados en doce matrices de 10 X 39 celdillas, en donde cada renglón de cada matriz constituyó una triplete semántica diferente, como ya se dijo arriba, y cuyas columnas contenían la siguiente información en código binario: 8 columnas para el concepto clave, 7 columnas para la distancia semántica, 8 columnas para el definidor conceptual, 7 para la riqueza y 5 para la densidad de la red; 2 para la categoría de la red referente a la condición pre/post lectura; y finalmente 2 para la categoría con o sin conocimientos previos.

TABLA 16.

Ejemplo de vector input de redes naturales.

No. de dígitos:	7	8	7	5	2	2
Concepto a Definir:	Distancia Semántica:	Definidor:	Valor "J":	Valor "G":	Valor "L":	Conocimientos previos
ATENCIÓN DIVIDIDA	1	ESTIMULOS	31	3	(2) POSTLECTURA	01
00000101	0000001	00011000	0011111	00011	10	01
ATENCIÓN DIVIDIDA	27	MEMORIA	31	3	(2) POSTLECTURA	01
00000101	10001111	00100011	0011111	00011	10	01

Debe aclararse que, aunque la red fue entrenada usando la versión iterativa del procedimiento de entrenamiento llamado de retropropagación del error, de ninguna manera se supone, en este trabajo, que una interpretación literal de este procedimiento es un buen modelo del aprendizaje que se da en el cerebro. El procedimiento nos resultó útil porque es uno de los que usa el gradiente descendente para el aprendizaje en una red neuronal. Es decir, lo que interesó fue simplemente un método eficiente de construir un red neuronal simulada capaz de aprender y no interesó la veracidad o plausibilidad biológica del proceso de aprendizaje implicado.

Cabe especificar que la arquitectura del neurocomputador simulado fue determinada a partir de un estudio piloto que puede ser consultado en el anexo 1.

### 1.3) ENTRENAMIENTO DEL NEUROCOMPUTADOR

Dado lo anterior, los vectores estuvieron arreglados en doce matrices de 39 columnas, en donde cada renglón de cada matriz constituyó una agrupación semántica diferente y cuyas columnas contenían información en código binario de los datos experimentales de todos y cada uno de los sujetos que constituyeron los cuatro grupos experimentales, para que sirvieran como alimentación a la microcomputadora serial HP.

Durante el entrenamiento se utilizaron diversos instrumentos de diagnóstico, por ejemplo: para la medición del cuadrado del error en la capa de salida, para la representación de los pesos de toda la red y para la medición de los pesos en la capa intermedia y la actividad en la capa oculta (ver figura No. 21 de la siguiente página).

DIAGNOSTICADOR NEUROCOMPUTACIONAL (convergencia a 0.01)

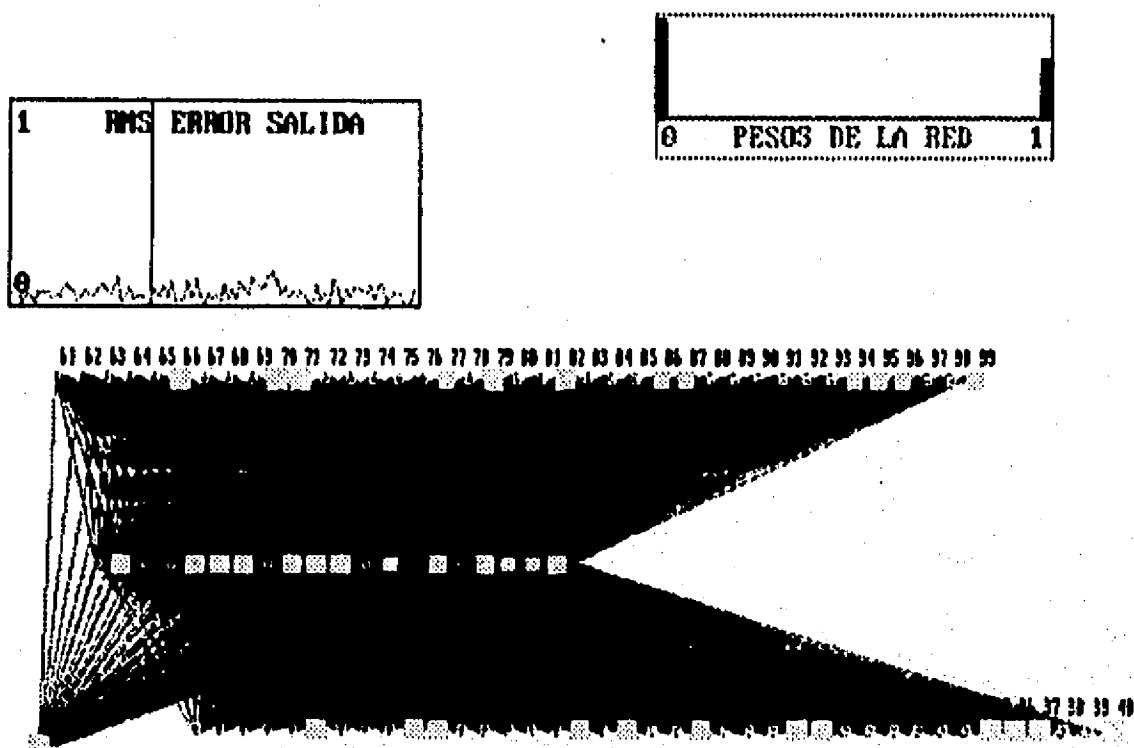


Figura No. 21

En la figura se puede establecer que la capa externa de la red ha aprendido sin error (se muestra la satisfacción de un criterio de convergencia al .01 en el instrumento RMS ERROR SALIDA); también se puede establecer que los pesos de toda la red se encontraron entre 0 y 1, siendo las conexiones con cero las de mayor frecuencia; esto podría deberse al tipo de codificación utilizado; dado que éste trató de guardar las características de texto libre y del arreglo de orden de los pesos asignados a los diversos definidores, por lo que utilizó muchos espacios en la matriz ocupados con ceros, que no serían utilizados para el aprendizaje. El otro instrumento muestra la actividad de la capa oculta, su representación es altamente distribuida.

Se utilizaron otros instrumentos dentro del aprendizaje y el recuerdo. Entre ellos: instrumentos para evaluar conexiones, nodos y capas, en búsqueda de pesos, pesos delta, error actual y activaciones. En los casos en los que el instrumento requirió la satisfacción de un criterio de convergencia (el definido para este estudio fue de .01) se dejó que el número de interacciones se incrementara hasta lograrlo.

Se requirieron 28,692 ciclos para que la red alcanzara el criterio de convergencia de 0.01 durante el aprendizaje.

La arquitectura general de la red se detalla en la tabla siguiente.

## Tabla 12

### CARACTERISTICAS ARQUITECTONICAS DEL NEUROCOMPUTADOR SIMULADO

#### REDES NATURALES

- Tipo de red: Auto-asociador
- Estrategia de control: retropropagación estándar del error
- Aprendizaje y recuerdo por retropropagación estándar del error

#### CAPA DE UNIDADES DE ENTRADA

- Número de unidades en el Neurocomputador: 39
- Función de sumación: suma
- Función de transferencia: lineal
- Escalamiento: Escala: 1.0  
Compensación: 0.0
- Límites: Límite inferior: -9999.  
Límite superior: +9999.

- Función de salida: Directa
- Regla de aprendizaje: Ninguna

#### CAPA DE UNIDADES OCULTAS

- Número de unidades: 20
- Función de sumación: suma
- Función de transferencia: Sigmoide
- Escalamiento: Escala: 1.0  
Compensación: 0.0
- Límites: Límite inferior: -9999.  
Límite superior: +9999.

- Función de salida: Directa
- Regla de aprendizaje: Regla Delta

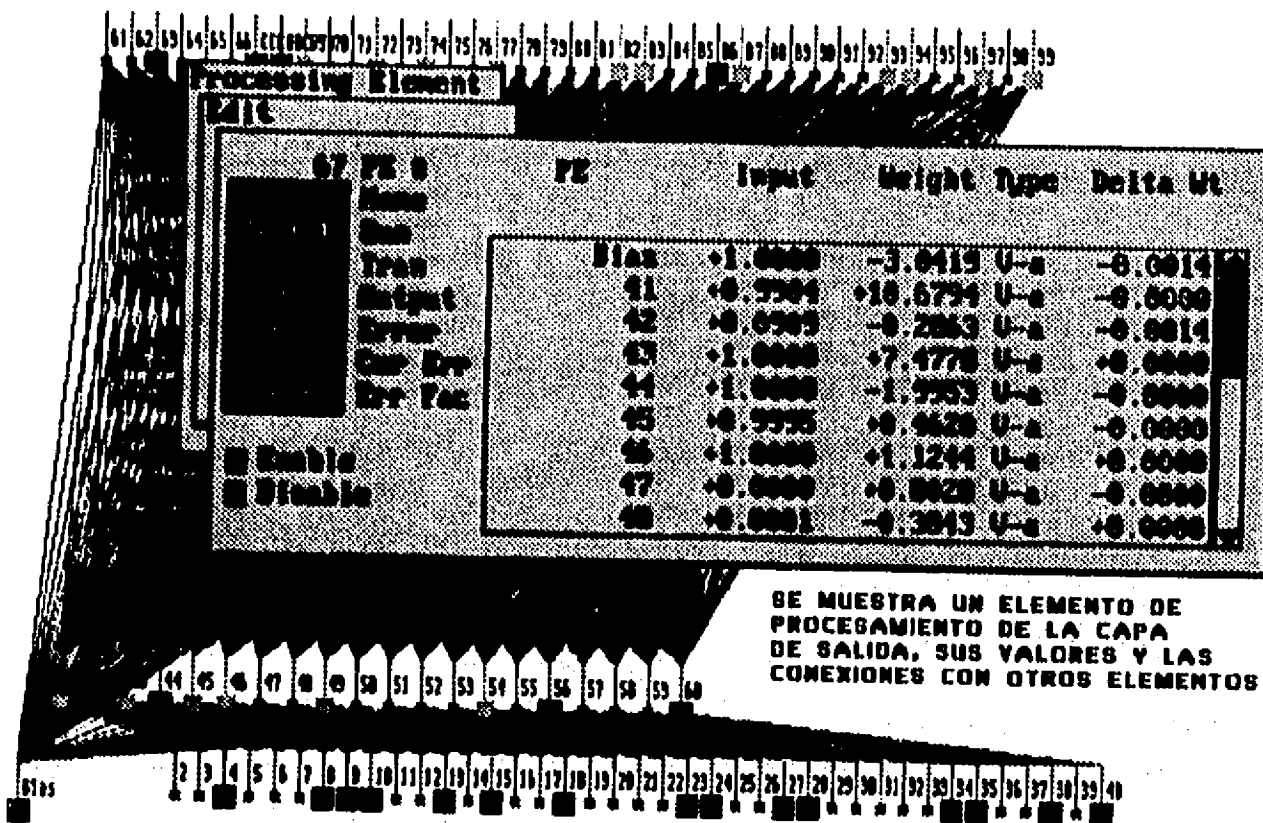
#### CAPA DE UNIDADES DE SALIDA

- Número de unidades: 39
- Función de sumación: suma
- Función de transferencia: Sigmoide
- Escalamiento: Escala: 1.0  
Compensación: 0.0
- Límites: Límite inferior: -9999.  
Límite superior: +9999.
- Función de salida: directa
- Regla de aprendizaje: Regla Delta

Como se ha podido ver, la función de transferencia fue básicamente sigmoide, la función de output fue directa, y tanto la estrategia de control como la de aprendizaje y de recuerdo fue la retropropagación estándar del error.

En la figura 22, que aparece a continuación, se muestra la arquitectura de la red ya entrenada.

NEUROCOMPUTADOR DE REDES NATURALES (convergencia: 0.01)



Copyright (c) 1987-1989 by NeuralWare, Inc. All Rights Reserved.  
I 2902 Changed to directory <NWORKS\TESIS>

FIGURA No. 22

En la figura se muestra la red completa y se magnifica uno de los elementos de la capa de salida como ejemplo de los valores y las conexiones que el elemento estableció con el resto de las unidades de procesamiento.

En las unidades de la capa intermedia, la representación de los patrones de estructuración del conocimiento fue distribuida, razón por la que no se consideró pertinente tratar de identificar, estadísticamente, unidades aisladas responsables de ser las codificadores localistas de la respuesta deseada, sobre todo porque la arquitectura inicial pudo haber causado alguna propensión a que la capa de unidades intermedias se comportara de esta manera.

En el anexo 6, el lector puede consultar los pesos de cada unidad de procesamiento cuando la red aprendió y alcanzó el criterio de convergencia de .01. En el listado se pueden ver: los valores de la función suma, de la función de transferencia, de la salida y los del error (entre lo que se obtuvo y lo deseado y el error). Nótese que tanto en la capa intermedia como en la de salida todos los valores del error son iguales a cero.

#### d.2.4 ) PRUEBA DE RECUPERACION DEL NEUROCOMPUTADOR

Las pruebas de recuperación de lo aprendido pueden categorizarse dentro de uno de los siguientes grupos:

Las que ponen a prueba la capacidad de reproducir cualquier vector de entrada completo ya conocido, al azar y con un índice mínimo de error (v.gr. 0.05 o bien 0.01).

A las que se presentan vectores de entrada conteniendo información totalmente nueva, con el objeto de verificar hasta qué grado el neurocomputador es capaz de buscar y encontrar el patrón de activación más cercano a los patrones ya aprendidos

En la presente investigación, la etapa de recuerdo consistió en presentar a las redes neuronales vectores conteniendo información binaria sobre valores de contenido y organizacionales, tanto de estudiantes que ya habían sido incluidos en la etapa de entrenamiento, como de datos de estudiantes que la red no conocía, con el objeto de probar si estos vectores podían ser exitosamente reproducidos por la capa output, ya sin retroalimentación alguna.

En la mayoría de las consultas se clasificaron correctamente el 95% de los casos individuales en su correspondiente nivel de riesgo.

En la siguiente tabla se muestra una prueba de recuerdo.

TABLA 17.

Prueba de recuerdo de sujetos de riesgo 4.

VECTOR 1		VECTOR 2		VECTOR 3		VECTOR 4		VECTOR 5		VECTOR 6	
ATENCIÓN CONCENTRADA		AUDICIÓN DICOTICA		ATENCIÓN DIVIDIDA		MEMORIA		DETECCIÓN DE SEÑALES		MENSAJE	
Entrada	Recuerdo	Entrada	Recuerdo	Entrada	Recuerdo	Entrada	Recuerdo	Entrada	Recuerdo	Entrada	Recuerdo
0.0000	0.000	0.0000	0.003	0.0000	0.001	0.0000	0.008	0.0000	0.003	0.0000	0.003
0.0000	0.000	0.0000	0.003	0.0000	0.001	0.0000	0.007	0.0000	0.003	0.0000	0.003
0.0000	0.002	0.0000	0.017	0.0000	0.026	1.0000	0.990	0.0000	0.057	1.0000	0.882

VECTOR 1	VECTOR 2	VECTOR 3	VECTOR 4	VECTOR 5	VECTOR 6
ATENCION CONCENTRADA	AUDICION DICOTICA	ATENCION DIVIDIDA	MEMORIA	DETECCION DE SEÑALES	MENSAJE
0.0000 0.000	0.0000 0.002	0.0000 0.000	0.0000 0.010	0.0000 0.003	0.0000 0.004
0.0000 0.019	0.0000 0.000	0.0000 0.010	0.0000 0.027	1.0000 0.918	0.0000 0.147
1.0000 0.999	1.0000 0.999	1.0000 0.996	0.0000 0.162	1.0000 0.055	1.0000 0.982
0.0000 0.013	1.0000 0.978	0.0000 0.007	1.0000 0.974	0.0000 0.022	1.0000 0.933
0.0000 0.081	0.0000 0.004	1.0000 0.882	1.0000 0.999	1.0000 0.992	1.0000 0.960
0.0000 0.075	0.0000 0.031	0.0000 0.020	0.0000 0.039	0.0000 0.001	0.0000 0.001
0.0000 0.101	0.0000 0.084	1.0000 0.826	1.0000 0.936	1.0000 0.984	1.0000 0.999

En el anexo 7 aparecen las pruebas de recuerdo para el resto de condiciones experimentales.

En la figura No. 23 se muestra un instrumento de prueba de recuerdo en el que se comparan las salidas esperadas con las salidas actuales. El instrumento alcanza el requisito de convergencia a 0.01.

DIAGNOSTICADOR NEUROCOMPUTACIONAL (convergencia a 0.01)

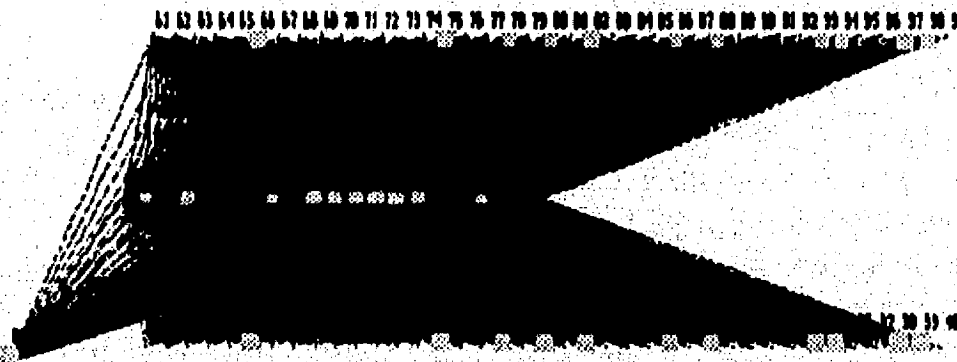
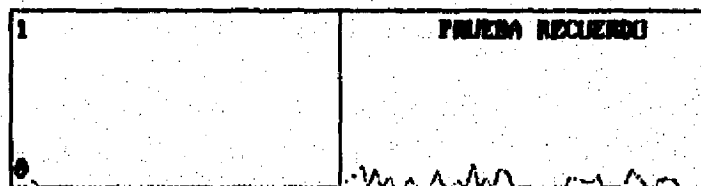


Figura No. 23



#### d.2.5. Resultados de la fase neurocomputacional

Los resultados del entrenamiento de la red neuronal mostraron que:

- la red pudo aprender los patrones de estructuración del conocimiento de los diversos tipos de estudiantes, por lo que es posible decir, que el conocimiento de los estudiantes fue representado por una arquitectura "suave", mediante un modelo neurocomputacionalmente formalizado;
- al haber aprendido la red neuronal tuvo, también, la capacidad de recordar lo aprendido. Esta función le permitió **distinguir** entre los diversos patrones de interconexión del conocimiento generados por los estudiantes. Así se puede decir que le es posible **identificar**, neurocomputacionalmente hablando, patrones asociados a errores de estructuración del conocimiento. Estos patrones representan los contextos de ocurrencia que cometen diversos tipos de estudiantes durante la comprensión de algunos componentes microestructurales de un texto dado.

Un ejemplo particular en este punto podría ser de utilidad para aclarar la operatividad del sistema logrado.

Supóngase que es de su interés conocer si la estructuración del conocimiento de un estudiante dado es adecuada o supone algún tipo de riesgo para la comprensión. Para poder establecer tal diagnóstico, es necesario:

- a) pedirle al estudiante que genere los definidores de aquellos conceptos que se quieren evaluar. Para ello, se sigue la técnica de redes semánticas de Figueroa y cols. (1976) y se obtienen valores de contenido y organizacionales que hablan de la riqueza y dispersión con la cual fue construida la red de conocimientos relativa a lo que se quiere medir.
- b) toda vez que se tienen estos valores, se consulta al diagnosticador neurocomputacional (el software elaborado) con el propósito de que este compare la información del estudiante que está siendo evaluado con la información que el neurocomputador ya ha aprendido y que tiene almacenada a partir del aprendizaje de varios cientos de ejemplos a los cuales fue sujeto. Es decir, se le pide al sistema que "recuerde" si este tipo particular de estructuración pertenece a alguno de los patrones típicos previamente aprendidos por el neurocomputador.
- c) los datos del estudiante evaluado pueden ser alimentados al neurocompu-

tador mediante el teclado de la computadora o bien mediante una hoja de cálculo o mediante un archivo ascii creado con tal propósito. Los datos ingresados serán traducidos por el sistema a un código binario para que la máquina los pueda procesar. Esto es automático.

- d) Toda vez que ya se tienen los datos en condiciones de ser leídos por el neurocomputador, se le pide a éste que recuerde si es que pertenecen a un grupo determinado de patrón de estructuración. El software tiene una instrucción que permite esto: es la de "recuerda".
- e) en la opción "recuerda", el neurocomputador tiene la opción "prueba de recuerdo", gracias a la cual el sistema puede comparar los datos del estudiante (que serán considerados como las "entradas" o inputs) con los datos de salida deseados (o los outputs deseados).
- f) al operarse la opción "prueba de recuerdo" se carga el archivo de las "entradas" que contienen los datos del estudiante y el neurocomputador genera los datos de "salida" correspondientes. En el archivo de recuerdo que se genera se pueden leer las "salidas actuales", generadas a partir de las "entradas" que contienen los datos del estudiante" y las "salidas deseadas", de acuerdo al tipo de estudiante.
- g) a partir de estos datos, el evaluador puede establecer si la ejecución del estudiante diagnosticado pertenece o no a un grupo particular de riesgo y dar el diagnóstico correspondiente.

### **Aplicaciones de la red construida**

A partir de que la red neuronal pudo aprender los patrones de estructuración del conocimiento ejecutados por los sujetos experimentales del estudio y de que fué capaz de recordar tal información y utilizarla para poder diagnosticar casos de otros estudiantes, cabe especular sobre desarrollos futuros, si es que se desea que la red trabaje como un sistema experto neurocomputacional, capaz de convertirse en un componente integral de aplicaciones evaluativas más poderosas y extensas.

- Para ello se requiere, convertir la red entrenada en un código fuente para poderla integrar a otra(s) aplicación(es). Con esto se aumentaría el rango de ambientes en los que podría funcionar, así como se le daría posibilidades de ser actualizada sin necesidad de ser recompilada. Con el propósito de maximizar su efectividad se podría integrarla a sistemas computacionales relacionados, como pueden ser bases de datos complementarios de los estudiantes, v. gr. el sistema S.E.P.A. (Castañeda, López y Ramos, 1990) y/o con sistemas expertos guiados por reglas, por ejemplo Thor-Ombolo (Castañeda y López, 1989), para que su

manejo y aplicación sea más amigable. Para su aplicación a gran escala se requiere continuar con el trabajo de investigación simulacional y con la prueba de mecanismos para su implementación en computadoras paralelas de mediana y gran capacidad. Al momento la red neuronal simulada carece de esta facilidad.

- Construir rutinas de interface con el usuario para que la red tenga la capacidad de explicar sus resultados. Esta sería otra de las ventajas que se tendrían que desarrollar, si es que se quiere que la red entrenada satisfaga los requisitos de un verdadero sistema experto. Con esta función, se estaría aumentando su capacidad, al poder explicar la red, el **por qué** es que considera que un estudiante dado tiene poco crédito académico, es decir, es de alto riesgo, o bien, por qué no representa riesgo académico la manera en la que construye la estructuración del contenido de un texto. Se espera que en un futuro cercano se implemente esta función en la red que ha sido diseñada y probada.

Toda vez que se cuente con esta opción, es posible encadenarla a otra segunda función asociada, que es la de **prescripción**: en ella se encadenaría al diagnóstico, la información sobre qué es lo que un estudiante dado tiene que hacer o cambiar, para lograr una mejor estructuración de lo leído.

## DISCUSION GENERAL

Las implicaciones del estudio al desarrollo teórico y aplicado en los campos de la evaluación del aprendizaje, de la comprensión de textos y de la creación de modelos no apriorísticos en Inteligencia Artificial, se discuten a continuación:

**Primero**, el modelo híbrido desarrollado y puesto en prueba en este estudio es un modelo original que conceptualizó la comprensión de textos de manera diferente a la tradicional:

- a) porque la concibió como algo más que un producto en términos del número de respuestas correctas obtenidas en una prueba de comprensión; o como algo más que una actividad por la cual el lector construye una representación estática del texto, como ha sucedido en el campo de la investigación psicológica y psicolingüística de la comprensión verbal, durante muchos años. Más bien, fue concebida como un **proceso** dinámico en el que sucesivas activaciones y desactivaciones, de alguna parte de la red general de conocimientos del lector y de algunas partes de la red específica de conocimientos relacionados con el tema, interactúan con los componentes del texto y afectan la estructuración de los conceptos claves incluidos en él, desde el mismo nivel de su microestructura.

En el estudio se mostró cómo podrían surgir errores a partir de perturbaciones al nivel de la misma microestructura. Por ejemplo: cuando los lectores novatos construyen la representación del texto base, a partir de interpretaciones idiosincráticas, generadas por elaboraciones de sentido común y las mantienen, fuertemente, a todo lo largo de la lectura, sin cambiar las microestructuras inicialmente generadas. Esto propicia que pierdan lo que el texto dice realmente y que se afecte sensiblemente la comprensión de su macroestructura. O bien, cuando el lector con conocimientos previos no incluye en sus elaboraciones la nueva información textual, por lo que es incapaz de ajustarla a su estructura de conocimientos y la formación de la macroestructura sufre daños.

- b) porque la concepción de la **microestructura del texto**, contempla, a diferencia de lo que plantearon inicialmente Kinstch y van Dikj (1978) y Britton, Glynn, Meyer y Pendland (1982), una naturaleza **dependiente del contenido**. Se considera que la microestructura es dependiente del contenido, en el sentido de que cada uno de sus componentes (particularmente, cada una de las palabras aisladas que representa a los conceptos claves del texto) pertenecen a un patrón de memoria en el que se da una integración diferente, generada por lo que sabe el lector al respecto. Así, cuando un patrón previamente almacenado (por ejemplo, uno familiar) llega a la memoria a partir de una entrada textual, éste es fortalecido y el sistema responde con una versión más fuerte al patrón, dándose una respuesta de **reconocimiento de patrones**, que afecta la respuesta y favore su acceso lexical en contexto.

En el caso contrario, cuando un patrón no familiar se presenta se da una respuesta diferente, de no familiaridad. Pero lo más importante es lo que sucede cuando sólo una parte del patrón familiar es presentado. Al parecer, el sistema responde "llenando los huecos faltantes" y se da un tipo de **memoria de reconstrucción**, el de la memoria dependiente de contenido, proceso que jugó un papel muy importante en los datos obtenidos en los grupos estudiados, tal y como se pudo demostrar. Esta interacción dinámica entre lo que sabe el lector y los elementos derivados de las entradas del texto, hacen que la representación del mismo cambie de momento a momento, tratando cada vez de lograr una representación más coherente con la estructura cognitiva del lector, aunque, como se pudo mostrar en los casos de estudiantes de riesgo, tal estructuración no fuera la más precisa, a pesar de que aumentaron la riqueza de su red semántica.

Vista así, la comprensión es un proceso dinámico que involucra continuos ajustes y transformaciones, derivados del contexto de ocurrencia, incluyendo el del

procesamiento de sus componentes microestructurales.

- c) porque la concepción de evaluación involucrada en el trabajo, tampoco se limitó a una concepción de evaluación estática, en términos del número de respuestas correctas ante un examen dado. Más bien, el concepto de evaluación subyacente al modelo aquí desarrollado y probado, tomó en cuenta una nueva concepción de **evaluación adaptativa**, en la que juega un papel importante tanto la capacidad diferencial del estudiante para responder, como una implementación computacional cuya arquitectura fuera sensible a efectos contextuales y de contenido, como un efecto del contexto de evaluación, en contraposición a lo que ha sucedido y sucede en la evaluación tradicional del aprendizaje escolar.

En la implementación computacional del modelo evaluativo, se combinaron las ventajas de las herramientas simbólicas y subsimbólicas, para lograr que la evaluación tomara en cuenta y reflejara los procesos psicológicos subyacentes a la ejecución solicitada y que también mostrara los efectos de los contextos de ocurrencia (cuatro para el caso del estudio presentado), sobre la ejecución de cada grupo experimental. Tal sensibilidad al contexto se logró gracias a la herramienta neurocomputacional desarrollada, la que sirvió y sirve para clasificar a un estudiante dado, en uno de los cuatro posibles tipos de riesgo. Esto representa un **avance en cuanto a las medidas estáticas usualmente presentes en la evaluación del aprendizaje.**

- d) porque las representaciones del texto base generadas en este modelo no obedecen a esquemas de naturaleza apriorística determinadas previamente por el investigador. Más bien, las representaciones generadas por los estudiantes fueron **sensibles al contexto**: mostraron cómo su base general de conocimientos interactuó con las demandas de la tarea y las del contenido particular. Así, las representaciones elaboradas por los lectores, evidenciaron que la **memoria de textos es dependiente de contenido**, porque ningún lector construyó la misma red semántica a partir del texto pero, igualmente, porque ninguno del grupo de menor riesgo elaboró una red en la que no se distinguiera entre información técnica relevante e información idiosincrática, ajena a una base de conocimiento experta. Como sí lo hizo el grupo de mayor riesgo.

En este sentido, se aportó evidencia a los modelos Construcción - Integración. Con base en una arquitectura general, que según Kintsch (1988) permite evaluar procesos de comprensión y que tiene la capaci-

dad de incorporar las diferencias individuales, en el estudio se encontró que tanto en la comprensión normal (grupo de menor riesgo) como en la comprensión con riesgo (grupo guiado por elaboraciones idiosincráticas), se presentaron variaciones, sobre un rango considerable, sin que la red semántica generada dejara de ser representativa de cada grupo particular.

- e) porque el clasificador de patrones requerido para implementar el diagnosticador inteligente, tampoco se limitó a la utilización de las técnicas apriorísticas de la Inteligencia Artificial tradicional. Más bien, en el estudio se puso a prueba, la posibilidad de que la red neuronal aprendiera un patrón coherente de todas las posibles conexiones de los valores obtenidos de las redes semánticas naturales generadas por los estudiantes. Mediante una formalización computacional subyacente a las redes neuronales se encontró que las conexiones se estructuraron en un patrón coherente, ajustado y significativamente diferente para cada uno de los grupos experimentales estudiados.

En la segunda etapa del modelo (la de integración) la simulación neuronal basada en el mecanismo de retropropagación estándar del error permitió una depuración de la red construida inicialmente, en la que el contexto particular de cada nivel de riesgo determinó en su conjunto, por una parte, el fortalecimiento de algunas conexiones y, por la otra, la desactivación de definidores y combinaciones de ellos, no relacionados con la construcción de la microestructura de los conceptos claves del texto, al interior de cada grupo. Como resultado de esto, la base de texto se hizo más coherente y ajustada al contexto particular que ofreció cada tipo diferencial de estudiante. Así, la aplicación neurocomputacional pudo satisfacer los requerimientos de aprendizaje para tareas que requirieron clasificar datos en categorías determinadas, como fue nuestro caso.

Esta propiedad de la red neuronal construida optimizó la evaluación de la estructuración del conocimiento, permitiendo una evaluación altamente predictiva, dada su innegable validez ecológica tanto con el contenido, como con la tarea y con el lector.

Se considera que las ventajas del modelo generado, le permiten al evaluador sortear un sinnúmero de limitaciones impuestas por la artificialidad de la evaluación: enfrentan, de cara, al viejo problema de la interacción aptitud - tratamiento en la evaluación del aprendizaje.

**Segundo.** El estudio aportó evidencia a la noción conexionista del conocimiento. Uno de los aspectos más relevantes, que pudo verse a todo lo largo de la investigación, fue que en la construcción de la representación del contenido de un

texto, los patrones de estructuración del conocimiento, son rápida y diferencialmente modificados, tanto por leer nueva información (que se añade a la ya conocida por el sujeto previamente), como por el reacomodo (en términos de equilibrar la riqueza y la dispersión de la red), realizado por el lector, lo que produce una interpretación y aprendizaje diferencial. Esta propiedad ha sido particularmente señalada por McClelland (1992), al tipificar la manera en la que el conocimiento es utilizado en los modelos conexionistas. Resume que éste es **implícito, está graduado y su adquisición se incrementa**, a partir de cada cambio. En cada uno de ellos, hay transformaciones que se construyen sobre el resultado del cambio anterior.

Esta propiedad de las redes neuronales simuladas le ahorra al investigador tener que lidiar con problemas de "multiescalamiento" (McClelland, ob, cit.) y mejora su capacidad para identificar el significado de la competencia temprana. Además, es posible pensar que ciertas porciones de la representación pueden ser reorganizadas y movidas hacia otras porciones, con el propósito de crear relaciones emergentes, en algunos casos bizarras y en otras creativas, dándole al investigador la oportunidad de identificarlas y establecer sus cambios, a lo largo del tiempo y de la pericia del aprendiz.

En este sentido, sería importante ampliar los alcances del modelo aquí propuesto, para que pueda evaluar el desarrollo cognitivo en un tema de particular interés (por ejemplo, la identificación de preconceptos en física y sus posibles transformaciones) en diversos contextos de recuperación, con diferentes niveles de dificultad de los contenidos y en diferentes tareas cognitivas. Igualmente podría utilizarse para identificar algunas estructuraciones originales y creativas. Consideramos en un futuro inmediato incluir redes neuronales de este tipo en un tutor de física introductoria que está en desarrollo (Castañeda, Guraleb y Ramos, 1993). Se podría especular, también, sobre su posible utilidad en la investigación en razonamiento divergente.

**Tercero**, los resultados de esta investigación ofrecen evidencia clara y convincente de las posibilidades de emplear una nueva tecnología educativa con fuerte sustento en investigación básica de frontera, a nivel de evaluación diagnóstica e instruccional. Consideramos que subsecuentes trabajos en esta área aportarán una nueva coherencia y vinculación entre la investigación básica, la aplicada y el desarrollo e innovación tecnológica. Líneas arriba se puntualizaron algunos posibles desarrollos.

**Cuarto**. Aún cuando en la etapa actual, los modelos conexionistas han alcanzado avances en cuanto a principios, modelos y mecanismos de aprendizaje muy variados, sólo unos cuantos de ellos han alcanzado el estatus que les permite ser modelos alternativos y fuertemente competitivos con los modelos existentes de-



sarrollados dentro de otros marcos de trabajo teórico, particularmente con los del procesamiento simbólico de información.

Es más, se requiere que sean evaluados en áreas donde su potencial de éxito no sea tan inmediatamente obvio, como ha sucedido en la identificación de patrones fonéticos y visuales. Una de estas áreas es precisamente, la del razonamiento por similaridad. Razonamiento que involucra, entre otros procesos, a los que ha señalado Rumelhart (1989) como procesos de igualación de patrones y generalización, gracias a los cuales se tiene éxito al razonar analógicamente. Esta dimensión del aprendizaje por similaridad ha sido muy poco estudiada por el paradigma simbólico y mucho menos por los modelos computacionales adscritos a él. Al parecer, los modelos paralelamente distribuidos podrían aportar un importante avance al utilizarse su capacidad de representar memorias dependientes de contenido, como sucedió en este trabajo. Y también porque se establecerían puentes de trabajo interdisciplinario con otros campos interesados en esta área, entre ellos, el de los neurocientíficos.

**Quinto.** Finalmente, queda por establecer que las estructuras simbólicas, como son los esquemas, conceptos, etc, que emergen de modelos conexionistas, como el usado para la segunda fase de nuestro modelo, más que derivarse de una regla de producción simbólica, como lo han planteado Fodor y Pylyshyn (1988) y, tal como han sido manejados en los modelos de Inteligencia Artificial tradicional (Anderson, 1983), pueden ser representados como **cambios cualitativos dentro de un sistema dinámico**, donde el proceso de categorización es visto como la evolución continua del sistema y el proceso de aprendizaje es concebido como el ajuste gradual de las fuerzas de las conexiones entre los conceptos, debidas a la experiencia. Ajustes, transformaciones, que adaptan, precisan, calibran lo viejo y crean, inclusive nuevos conceptos, categorías y esquemas. Por estas razones, es que consideramos a los modelos conexionistas como medios excelentes para estudiar "dinámicamente" los procesos cognitivos complejos, entre ellos, la comprensión del texto, tal y como ha sido mostrado en esta investigación.

### **LIMITACIONES.**

**Primero.** Con relación a la porción experimental:

Una limitación de la porción experimental se deriva de la técnica de recolección de datos utilizada. Básicamente, porque la técnica de Figueroa y cols. (op. cit) tiene un estatus descriptivo. Es decir, es una técnica que no conceptualiza y controla algunas variables relevantes al campo de la memoria semántica, como podrían ser: a) la definición clara de las **propiedades semánticas** de lo que se va a medir, es decir, de los definidores que utiliza para generar los indicadores de organización



(v. gr., riqueza y dispersión) de la red y b) tampoco define y controla los tributos y los valores que adquirirían tales atributos. Por ejemplo: se podrían definir, con toda claridad, atributos relevantes a componentes de organización de la información, como serían los de jerarquía e intensionalidad de los definidores, propiedades que debidamente definidas en el mismo marco de la memoria semántica explicarían, de una manera más rica, fenómenos de ambigüedad, anomalía y contradicción generadas en la elaboración (estructuración y reestructuración) de la información manejada. La técnica, al no definir los atributos, tampoco está en capacidad de controlar los posibles valores que puedan tomar, aumentando así su falta de precisión y control. Algunos posibles valores que podrían ser considerados son aquellos de supraordinación, de subordinación, de sinonimia, de antonimia y de partonimia, asociados con los atributos de jerarquía e intensionalidad, respectivamente.

La técnica de redes semánticas de Figueroa y cols., al carecer de esto, limitó la base de datos que alimentó al neurocomputador, por lo que sería recomendable, entonces, que en futuras investigaciones la técnica fuera implementada con elementos que enriquecieran la base de datos con indicadores semánticos sensibles a componentes más precisos y, sobre todo, explicativos de la tipicidad diferencial de diversas estructuraciones de la información.

Otro aspecto que limitó la porción experimental del estudio es el haber utilizado sólo dos tipos de medidas: aquellas relacionadas con el manejo de referentes topicales (cada uno de los conceptos claves del texto) que apoyan la recuperación de información bajo un proceso del tipo "hacia adelante", cuando la búsqueda del significado se hace a partir de un concepto ya conocido (como sucedió en los estudiantes con conocimientos previos) o bien de procesos "hacia atrás" cuando el concepto clave no era conocido (como sucedió con los estudiantes de riesgo), y de aquellas relativas a la organización de los definidores elaborados por los lectores (valores "j", "g" y distancia semántica).

Otro elemento que podría ser mejorado en la porción experimental es el relativo a una diferenciación más fina entre los novatos y expertos. Esta es una variable cualitativa que identifica la pericia a lo largo de un continuo que requiere ser explorado extensamente: desde novatos recién ingresados hasta expertos con muchos años de experiencia en el área de conocimiento que se quiere explorar.

**Segundo.** Con relación a la porción neurocomputacional:

Por el momento, y aún cuando el trabajo desarrolló y evaluó un modelo híbrido cuya porción neurocomputacional dió cuenta de los resultados empíricos obtenidos en la porción experimental, su utilidad teórico - práctica es limitada. Se requiere de innumerables replicaciones tanto sistemáticas como indirectas, en las que se

prueben diversos principios, modelos y arquitecturas conexionistas en dominios empíricos que examinen, de ser posible, todo el rango susceptible de ser analizado, dado que la aproximación que se siguió en este trabajo fue examinar una de las variantes más obvias de una clase de modelos. Resta, por lo tanto, ampliar el rango del análisis.

## SUGERENCIAS

Con el propósito de enriquecer los indicadores de organización semántica que nos ofrecía la técnica de Figueroa y cols. (1976), en la porción experimental de la tesis se utilizó un análisis complementario de los definidores generados. Tal análisis se hizo con base en dos atributos semánticos: la jerarquía y la intensionalidad. En el campo de la memoria semántica tales atributos han mostrado capacidad para detectar efectos semánticos (Chang, 1986) sobre el tamaño de la categoría (v. gr., canario- pájaro o canario-animal), sobre la tipicidad (se aumenta la probabilidad de la elección canario-pájaro si hay familiaridad entre pájaro-animal, por ejemplo) y sobre la asimetría de la relación semántica (no es lo mismo generar definidores instancia-categoría, que definidores categoría-instancia, por ejemplo).

Con el mismo sentido de enriquecimiento, se definieron dos valores para cada uno de los atributos incluidos. De supraordinación - subordinación para el primero y sinonimia - partinimia, para el segundo.

Con base en este análisis se identificaron distribuciones diferenciales de los atributos y de sus valores, dependientes del conocimiento previo de los lectores y de su interacción con la exposición a la lectura, lo que apoyó la discusión de la representación gráfica de los valores de contenido. El análisis complementario mostró ser de utilidad para un mejor entendimiento de la naturaleza de las transformaciones realizadas por los estudiantes, por lo que se sugiere su inclusión como indicadores semánticos en el análisis que las redes naturales hacen de la estructuración del conocimiento.

Dado que una de las ventajas derivadas del análisis complementario fue precisar la tipicidad de las transformaciones de la información durante la estructuración del conocimiento de los diferentes grupos de estudiantes, se sugiere la inclusión de sus indicadores, para que las redes neuronales simuladas se alimenten con valores semanticamente típicos, tratando de corregir fallas generadas por la inclusión de un número extenso de propiedades, atributos y valores que podrían resultar más bien atípicos a las redes que se desean construir. Es posible, a la luz de la misma técnica, la construcción de índices de sinonimia, supraordinación, de antonimia y subordinación, que mejoren la actual capacidad explicativa de la técnica de Figueroa y cols. Todo esto con la finalidad de reforzar su aportación al estudio de

las redes naturales.

A la fecha, una alternativa disponible es el modelo de McCloskey y Glucksberg (1979) llamado Modelo de Comparación de Propiedades, considerado por Kintsch (1980) como el más simple y elegante de los modelos de memoria semántica. Su valor máximo lo obtiene de su capacidad para diferenciar entre la tipicidad y la falsedad de una aseveración, dentro del contexto general de la red semántica y porque utiliza métodos bayesianos para su establecimiento.

Con relación al tipo y extensión de medidas utilizables, sería recomendable, para futuras investigaciones, incluir algunas otras medidas de interés, como podrían ser: el uso de activación de estructuras de memoria (priming) conjugada con técnicas interrogativas del por qué (donde se asumen una respuesta con información supraordinada y del cómo (la que asume respuesta con información subordinada), es que se generaron los definidores. También sería conveniente incluir medidas de desestructuración del texto al nivel de varias unidades lingüísticas, por ejemplo al nivel de la oración y la del párrafo, con la finalidad de identificar ejecuciones diferenciales entre estudiantes, con textos previamente desestructurados, tratando de identificar elementos de reorganización de la información.

Otra medida conveniente, sería una relacionada con el manejo de parámetros temporales, por ejemplo, la del tiempo reacción, medida que ha mostrado su importancia en los trabajos en memoria semántica y gracias a la cual se podrían realizar estudios de verificación de tipicidad y de evaluación de efectos del contexto sobre la generación de los definidores, en grupos que de inicio difirieran en alguna de las variables que se han mostrado son significativas, por ejemplo, conocimientos previos.

Con relación a otro punto, el del cambio o transformación de esquemas de conocimiento que se da en el modelamiento cognitivo de un novato en un experto, se sugiere incluir, para futuros estudios, un análisis, en grano fino y a todo lo largo del continuo, de los estados iniciales de los diversos niveles de pericia en los que se dan las transformaciones.

Esto se considera fundamental en la investigación que persigue apoyar la enseñanza de las ciencias, dado que los expertos son expertos en un dominio de conocimiento particular. La investigación deberá responder preguntas que identifiquen componentes de habilidad, como los evaluados en esta tesis, gracias a los cuales los expertos son capaces de traducir los elementos de un problema dado a términos de su especialidad y usar su pericia en el área para resolver el problema.

Al parecer los expertos tienen una colección de "modelos" que emplean en la solución a sus problemas. Un psicólogo clínico puede usar un modelo sobre "las enfermedades depresivas" para desarrollar las hipótesis relacionadas con ellas y establecer el diagnóstico diferencial requerido, sin equivocarse. Para lograrlo ha tenido que desarrollar modelos conceptuales diferentes a sus modelos "intuitivos".

Una de las diferencias centrales entre solucionadores expertos y novatos en un dominio científico, es que los solucionadores novatos tienen mucha menor habilidad para construir y usar la representación científica. Cuando se les pide que resuelvan un problema científico en categorías, usan las que están relacionadas con representaciones ingenuas del problema. Específicamente, aquellas que corresponden a los objetos mencionados en el problema. En contraste, los expertos lo hacen con una "representación científica" con categorías que corresponden a principios científicos de mayor jerarquía. Pero es que los expertos han tenido que modificar sus esquemas de conocimiento, ingenuos, para facilitar pensamiento más avanzado.

Hay evidencia que señala que a **cualquier nivel de proficiencia** los sujetos tienen teorías primitivas que influyen en el aprendizaje individual y entorpecen la ejecución basada en principios más complejos (Pozo y Carretero, 1989; Pozo, Perez Echeverría y Limón, 1992).

Desde esta perspectiva la adquisición de conocimiento es una transición secuencial a través de un espacio de teorías o modelos mentales donde cada modelo es desarrollado, elaborado y transformado en uno superior. Las redes neuronales se constituirían en excelentes instrumentos para evaluar esta transición secuencial.

Otro aspecto básico que debe ser sugerido, es ampliar la base maestra de datos, dado que la red aquí presentada constituye sólo un experimento, de entre muchos posibles, y no un sistema desplegable comercialmente. Para avanzar se requeriría aumentar importantemente el número de pesos que la red debe leer, es decir, los casos que sirven de ejemplos para que la red aprenda, los que en términos generales deberían cubrir una proporción de cinco pesos, por el número de unidades de procesamiento, por el número de unidades ocultas de la capa intermedia, según las últimas recomendaciones de expertos en redes aplicadas a servicios evaluativos (Klimasaukas, 1991). Pero no basta con aumentar el número, también se requeriría ampliar los tipos de estudiantes representados, los tipos de errores cometidos por todos ellos y diversificar los tipos de textos en los que se ejecuta la estructuración y la comprensión, buscando que su cobertura fuera más amplia.

- Un aspecto colateral a éste, pero no menos importante, es darle mantenimiento constante a la red neuronal generada, para asegurar su calidad. Dado que la red

neuronal aprende a partir de ejemplos y, estimando que varios de ellos pueden afectarla, por tratarse de casos nuevos y desconocidos por la red, es imprescindible que se evalúe constantemente su nivel de fidelidad y precisión. La red debe exhibir el mismo nivel de precisión que en el grupo original de pruebas.

- Dado que es posible utilizar el modelo para investigar los efectos de diversos modelos conexionistas sobre la explicación de procesos cognitivos, se considera factible cambiar el principio de aprendizaje subyacente. En el cambio se puede sustituir al aprendizaje asociativo usado por uno de aprendizaje competitivo, en el que se compitan los diversos patrones de interconectividad, en el que las variables de contenido y de organización disputen el lugar de ser las únicas que identifican los diferentes grupos de estudiante de riesgo, si es que esto es posible.

- Pero el cambio no se establecería únicamente al nivel del principio de aprendizaje, sino que también en el modelo utilizado: sería recomendable cambiar de un modelo de aprendizaje supervisado a otro, capaz de retroalimentar el aprendizaje, sin necesidad de controlarlo totalmente mediante la utilización de un profesor permanente. Más bien, se podría utilizar un paradigma de aprendizaje reforzado, en el que sólo los casos positivos sean fortalecidos.

Con cambios en los principios y modelos de aprendizaje, como los descritos antes, se podrían poner a prueba simulacional diversos componentes instruccionales (tipos, mecanismos y tasas de aprendizajes, por ejemplo). Así mismo, se podría lesionar la red construida (quitándole redundancia gradualmente, por ejemplo) para encontrar hasta qué punto es posible que aprenda los patrones de interconexión de cada uno de los grupos en estudio. Y a partir de los patrones encontrados, generar estrategias de intervención guiadas por información altamente predictiva.

Finalmente, resta señalar que la utilización de nuevas tecnologías en el campo de la educación y de la inteligencia artificial plantea algo más que satisfacer viejas funciones con una nueva manera. Más bien, las nuevas tecnologías traen consigo nuevas funciones, de ahí su gran impacto sobre el avance en un campo de conocimiento. Es posible que en el contexto de la evaluación del aprendizaje, la microcomputadora pueda reemplazar, en un futuro no tan lejano al humano, lo que tiene implicaciones significativas para la investigación. En vías de tal reemplazo, es crítico que las nuevas funciones de las computadoras representen comportamientos "inteligentes" gracias a los cuales se exploren funciones que en el pasado era imposible pensar y que gracias a sus innegables ventajas ahora se tiene la capacidad de realizar. Desde nuestra perspectiva, una de estas funciones es, precisamente, la evaluación adaptativa del aprendizaje complejo. En esta nueva función se debe facilitar que la naturaleza de la evaluación sea dinámica, no apriorística y sensible al contexto, por las razones que a todo lo largo de esta

tesis se han expuesto. En este estudio se mostró que esta meta es posible a la luz de un modelo híbrido que conjuga las ventajas de arquitecturas cognitivas simbólica y conexionista. Aproximaciones que ofrecen al psicólogo experimental, tanto como al psicólogo aplicado, herramientas útiles para combatir tradiciones que por la Inercia cultural se han perpetuado en el campo de la evaluación.

## REFERENCIAS

- Alvarez, M. J. M., Castañeda, F. S., López, O. M., Gándara, M., Ramos, P. T., Bañuelos, A., Orduña, E. J. y Pineda, G. L. (1992). La evaluación del aprendizaje como instrumento de aprendizaje: un uso educativo de la computadora. Trabajo presentado en la **8a. Conferencia Internacional "Las Computadoras en Instituciones Educativas y de Investigación"**, p. 1, noviembre 9 de 1992. México.
- Anderson, J.R. (1976). **Language, Memory, and Thought**. Hillsdale, NJ.:Erlbaum.
- Anderson, J. R. (1983). **The Architecture of Cognition**. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Anderson, J. R. y Bower, G.H. (1973). **Human Associative Memory**. Washington, D.C.: Winston.
- Anderson, R. C. y Kulhavy, R. W. (1972). Imagery and prose learning. **Journal of Educational Psychology**, **63**, 242-243.
- Anderson, R. C., Reynolds, R. E., Schallert, D. L. y Goetz, E. T. (1977). Frameworks for comprehending discourse. **American Educational Research Journal**, **14**, 367-381.
- Atkinson, J.W. y Feather, N.T. (1966). **A theory of achievement motivation**. New York: Wiley.
- Ausubel, D. P. (1963). **The Psychology of Meaningful Verbal Learning**. Nueva York, Grune and Stratton.
- Ausubel, D. P. (1968). **Educational Psychology: A cognitive view**. New York: Holt, Rinehart y Winston.

- Bañuelos, A.M. (1990) Estructuración de procesos de comprensión en un texto instruccional con contenido científico. Tesis de licenciatura, no publicada. Facultad de Psicología, UNAM, México.
- Bartlett, F. C. (1932). **Remembering. A study experimental and social psychology.** Cambridge University Press.
- Bravo, P., Alvarez, M. y Arce, C. (1990). Representación semántica de los conocimientos de las materias de alto índice de reprobación en Educación Media Superior. **VI Congreso Mexicano de Psicología.** México, D.F. 15-17 de agosto.
- Bravo, P., Romero, M. y Vargas, E. (1989). Estudio evolutivo de los conceptos de física en estudiantes preparatorianos y universitarios. **Coloquio: Materias con Alto Índice de Reprobación: Física.** CISE, UNAM, México.
- Breuker, J. A. (1984). A theoretical framework for spatial learning strategies. En Ch. Holley y D. F. Dansereau (Eds.) **Spatial Learning Strategies.** Orlando, Florida: Academic Press.
- Boekaerts, M. (1991). Subjective competence, appraisals and self-assessment. **Learning and Instruction, 1,** 1-17.
- Brandsford, J. D. y Johnson, M. K. (1972). Contextual prerequisites for understanding: Some investigations of comprehension and recall. **Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior, 11** 717-726.
- Britton, B. K., Glynn, S. M. Meyer, B. J. y Penland, M. J. (1982). Effects of text structure on use of cognitive capacity during reading. **Journal of Educational Psychology, 74,** 51-61.
- Britton, B. K., Meyer, B. J., Hodge, M. H. y Glynn, S. M. (1980). Effects of the organization of text on memory: Test of retrieval and response criterion hypotheses. **Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory, 6,** 620-629.
- Castañeda F. S. (1981a). Investigación sobre problemas de comprensión de lectura en alumnos del CCH. **Documentos base del Primer Congreso Nacional de Investigación Educativa. Memorias del Primer Foro Nacional de Investigación en el Proceso Enseñanza-Aprendizaje.**
- Castañeda F. S. (1981b). Comprensión de lectura y reorganización de la información. Diagramación semántica. **Documentos base del Primer Congreso**

**Nacional de Investigación Educativa. Memorias del Primer Foro Nacional de Investigación en el Proceso Enseñanza-Aprendizaje**

Castañeda F. S. (1982). **Algunas alternativas en la investigación sobre comprensión de textos.** 1-15, Prepublicación interna del Depto. de Psicología General Experimental. Posgrado. Facultad de Psicología, México, UNAM.

Castañeda, F. S. (1986). **Validación de un sistema de análisis de textos instruccionales de carácter científico.** Reporte técnico y prepublicación interna del Depto. de Psicología General Experimental del Posgrado de la Facultad de Psicología de la UNAM.

Castañeda F. S. (1992). Aplicaciones de la inteligencia artificial a la investigación y evaluación de procesos y habilidades cognitivas de estudio. **Memorias del Congreso Iberoamericano de Psicología.** Madrid, España, 5 a 10 de julio 1992.

Castañeda, F. S., Gómez, A. T. y Ramírez, A. L. (1988). Efectos de tres contextos de recuperación y cuatro tipos de tarea sobre la comprensión y recuerdo inmediato de un texto de Física. **V Congreso Mexicano de Psicología,** del 9 al 12 de octubre de 1988. Sociedad Mexicana de Psicología.

Castañeda, F. S., Guraleb, G. V. y Ramos, P. T. (1993). Tutor en física introductoria. Reporte interno del Depto. de Psicología Educativa del Posgrado de la Facultad de Psicología. UNAM.

Castañeda, F. S. y López, O. M. (1988a). Estructuración de procesos cognoscitivos de bajo y alto nivel, en la comprensión y recuerdo de textos de naturaleza científico- instruccional en el bachillerato. En C. Acuña (Compilador). **Metacognición y estrategias de aprendizaje. Serie: Sobre la Universidad, No. 9,** 27-55. CISE-UNAM.

Castañeda, F. S. y López, O. M. (1988b). Nuevas Perspectivas para una Vieja Tecnología: el Texto. **Revista Intercontinental de Psicología y Educación.** 1,1, 69-82.

Castañeda, F. S. y López, O.M. (1988c). Modelamiento del alumno y control del proceso de aprendizaje. En M. Murray-Lasso (Ed.). **La computación en la educación Infantil y Juvenil.** CONACYT, AIC; SOMECE y Fundación Arturo Rosembliuth, 37.1-37.5.

Castañeda, F. S. y López, O. M. (1989). La psicología del aprendizaje escolar.



En S. Castañeda y M. López, (Eds.). **Antología: La Psicología Cognoscitiva del Aprendizaje. Aprendiendo a Aprender.** México, UNAM. 25-56.

Castañeda, F. S. y López, O. M. (1990a). Modelamiento de habilidades de aprendizaje. **Memorias del VI Congreso Mexicano de Psicología**, México, D. F., 15 a 17 de agosto de 1990.

Castañeda, S. y López, M. (1990b). Modelamiento computacional de mecanismos de aprendizaje. De novato a experto. **Revista Mexicana de Psicología**, 7, números 1 y 2, 157-171.

Castañeda, S. y López, M. (1991). Thor-ombolo: expert system in the diagnosis of problems in text study skills in college and higher education. En M. Carretero, M. Pope, R. Simons y J.I. Pozo, **Learning and Instruction, European Research in an International Context III**, Oxford, Pergamon Press, 451-462.

Castañeda, F. S. López, O. M. (1992). Psicología Instruccional mexicana. **Revista Intercontinental de Psicología y Educación**, 5, número 1, 57-59, volumen monográfico sobre la Psicología Instruccional: una perspectiva internacional.

Castañeda, F. S. López, O. M., Castro, L. Heman, A. (1985). Estructuración del conocimiento. Resúmenes del IV Congreso Mexicano de Psicología, 75.5 a 8 de octubre de 1985.

Castañeda, F. S., López, O. M. y Espinoza, G. G. (1987). La comprensión de textos expositivos de contenido científico, en estudiantes de educación media. **Revista Pedagogía**. 4,9,33-38.

Castañeda, F. S., López, O. M., Gómez, A. T., Cabrera, T. M. A. y Orozco, M. C. (1989). Evaluación metacurricular (¿desarrollo o deterioro de las habilidades de aprendizaje a partir de las prácticas docentes? En S. Castañeda y M. López (Eds.) **La Psicología Cognoscitiva del Aprendizaje. Aprendiendo a Aprender**, México, UNAM, pags. 147-156.

Castañeda, F. S., López, O. M., Orduña, E. J., Pineda, G. L., Ramos, P. T., y Huicochea, I. (1992). Evaluación y modelamiento computacional del aprendizaje. Trabajo presentado en la 8a. Conferencia Internacional "Las Computadoras en Instituciones Educativas y de Investigación", p. 45. 11 a 13 de noviembre de 1992.

Castañeda, F. S., López, O. M., Pineda, G. M. L. y Orduña, E. J. (1991).

- Aplicaciones de la inteligencia artificial neurocomputacional al diagnóstico de estudiantes con problemas en la estructuración del conocimiento. **Memorias de la VII Conferencia Internacional las Computadoras en Instituciones de Educación e Investigación**. 11 a 13 de noviembre de 1991
- Castañeda F. Sandra, López O. Miguel y Ramos Pérez Teresa (1990). "Evaluador Computacional de Estrategias Cognitivas de Estudio". *Memorias de la II Reunión Nacional de Pensamiento y Lenguaje*, Tuxtla Gutiérrez, Chis. Página 45.
- Castañeda, F. S., López, O. M. y Romero, J. M. (1987). Understanding the role of five induced learning strategies in science textbook comprehension. *Journal of Experimental Education*. **55**, 3, 125-130.
- Clark, A. y Lutz, R. (1992). Introduction. En Andy Clark y Rudi Lutz (Eds.), **Connectionism in Context**. Springer-Verlag, Germany, 1-15.
- Collins, A. M., y Loftus, E. F. (1975). A spreading-activation theory of semantic processing. *Psychological Review*, **82**(6), 407-428.
- Collins, A.M., y Quillian, M.R. (1969). Retrieval time from semantic memory. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, **8**, 240-247.
- Crothers, E. J. (1972). Memory structure and the recall of discourse. In J. B. Carroll y R. O. Freedle (Eds.). **Lenguaje comprehension and the acquisition of knowledge**. Washington, D. C.: Winston.
- Chang, T.M. (1986). Semantic Memory: Facts and Models. *Psychological Bulletin*, **99**, no. 2, 199-220.
- Chater, N. y Oaksford, M.R. (1990). Autonomy, implementation and cognitive architecture: a reply to Fodor y Pylyshyn. *Cognition*, **34**, 93-107.
- Chi, M.T.H., Glaser, R., Farr, M. (1988). **The nature of expertise**. Hillsdale, N.J.: Erlbaum.
- Churchland, P. M. (1990). Cognitive Activity in Artificial Neural Networks. En D. N. Osherson y E. E. Smith. (Eds.). **Thinking, and Invitation to Cognitive Science**, vol. 3. E. U. A. Mit Press, 199-227.
- Davis, O. L. (1971). The usefulness of a map with geographic text: A reanalysis

of experimental data. **Journal of Geography**, **70**, 303-306.

Díaz Guerrero, R. y Szalay, L.B. (1991). Understanding mexicans and americans. **Cultural Perspectives in Conflict**. E.U.A.

Díaz Guerrero, R. y Szalay, L.B. (1993). **El mundo subjetivo de mexicanos y norteamericanos**. México. Trillas.

De Corte, E., y Somers, R. (1982). Estimating the outcome of a task as a heuristic strategy in arithmetic problem solving: A teaching experiment with sixth graders. **Human Learning**, **1**, 105-121. Plenum Press.

Duchastell, P. C. y Merrill, P. F. (1973). The effects of behavioral objectives on learning: A review of empirical studies. **Review of Educational Research**, **43**, 53-69

Embretson, S. E. (1985). **Test Design: Developments in psychology and psychometrics**. E.U.A. Academic Press.

Entwistle, D. P. y Huggins, W. H. (1964). Interference in meaningful learning. **Journal of Educational Psychology**, **55**, 75-78.

Feldman, J. A. y Ballard, D. H. (1982) Conectionist models and their properties. **Cognitive Science**, **6**, 205-254

Figueroa, J. G. y Carrasco, M. (1980). Comparación de redes semánticas entre estudiantes ingleses y mexicanos. Trabajo presentado al IV Encuentro Nacional de Estudiantes de Psicología, Guadalajara, Mayo.

Figueroa, J.G., González, E. G., & Solís, V.M. (1976). An approach to the problem of meaning. **Journal of Psycholinguistic Research**, **5** (2), 107-117.

Figueroa, M. J. G., González, E. G., y Solís, V. M. (1981). Una aproximación al estudio del significado: Las redes semánticas. **Revista Latinoamericana de Psicología**, **447-458**.

Fodor, J.A. y Pylyshyn, Z.W. (1988). Connectionism and Cognitive Architecture: a critical analysis. **Cognition**, **28**, 3- 71.

Frederiksen, C. H. (1975). Effects of context- induced processing operations on semantic information acquired from discourse. **Cognitive Psychology**, **7**, 139-166.

- Glass, A.L. y Holyoak, K.J. (1974-1975). Alternative conceptions of semantics memory. **Cognition**, **3**, 313- 339.
- Glaser, R y Bassok, M. (1989). Learning theory and study of instruction. **Annual Review of Psychology**, **40** , 631-66.
- Greeno, J.G. (1977). Process of understanding in problem solving. En N.J. Castellan, D.B. Pisoni, y G.R. Potts (Eds.), **Cognitive theory** (vol. 2). Nueva Jersey: LEA.
- Goodenough, D.R. (1978). Field dependence. En H. London y J. E. Exner (Eds.), **Dimensions of personality**. New York: Wiley.
- Hanson S. J. y Burr, D. J. (1990). What conectionist models learn: Learning and representation in conecconist networks. **Behavioral and Brain Sciences**, **13**, 471- 518.
- Hebb, D.O. (1949). **Organization of behavior: A neuropsychological theory**. Wiley.
- Helm, H. y Novak, J.D. (Eds.) (1983). **Proceedings of the International Seminar Misconceptions on Science and Mathematics**. New York: Cornell University.
- Hinton, G. E. (1989). Connectionist learning procedures. **Artificial Intelligence**, **40**, 185-234.
- Hinton, G. E. y Anderson, J. A. (Eds.) (1981). **Parallel models of associative memory**. Erlbaum, Hillsdale, JN.
- Inhelder, B. y Piaget, J. (1955). **De la logique de l'enfant a la logique de l'adolescent**. Paris:PUF
- Johnson-Laird, P. N., Hermann, D. J. y Chaffin, R. (1984). Only connections: A critique of Semantics Networks. **Psychological Bulletin**, **96**, , no. 2, 292-315.
- Johnson, N. S. y Mandler, J. M. (1980). A tale of two structures: Underlying and surface forms in stories. **Poetics**, **9**, 51-86.
- Just, M.A., y Carpenter, P.A. (1980). A theory of reading. From eye fixations to comprehension. **Psychological Review**, **87**, 329-352.

- Kantowitz, B.H., y Roediger, H.L. (1984). **Experimental psychology: understanding psychological research**. 2a. ed. E.U.A.: West publishing Co, 179-182.
- Kintsch, W. (1974). **The representation of meaning in memory**. Hillsdale, Nueva Jersey; Erlbaum.
- Kintsch, W. (1980). Semantic memory: a tutorial. En R.S. Nickerson (Ed.), **Attention and performance VIII**, Hillsdale, N.Yrk, Erlbaum.
- Kintsch, W. (1988). The role of knowledge in discourse comprehension: A construction integration model. **Psychological Review**, **95**, 2, 163-182.
- Kintsch, W. (1992a). How Readers Construct Situation Models for Stories: The Role of Syntactic Cues and Causal Inferences. En A.F. Healy, S.M. Kosslyn y R. M. Shiffrin (Eds.), **From learning processes to cognitive processes: Essays in honor of William K. Estes.**, vol. 2, 261- 278. Hillsdale, NJ.: Erlbaum.
- Kintsch, W. (1992b). Discourse Processing. Conferencia Magistral presentada en el XXV Congreso Internacional de Psicología Científica, Bruselas, 22 de julio de 1992.
- Kintsch, W. (en prensa). Kognitionpsychologische modelle des textverstehens: Literarische texte. En K. Reuser y M. Reusser (Eds.). **Verstehen lernen-Verstehen lehren**. Bern, Germany: Hans Huber.
- Kintsch, W., y Van Dijk, T. A. (1978). Toward a model of text comprehension and production. **Psychological Review**, **85**(5), 363-394.
- Kintsch, W. y Vipond D. (1979). Reading comprehension and readability in educational practice and psychological theory. In L. G. Nilsson (Eds.) **Perspectives on memory research**. Hillsdale, N. J.:Lawrence Erlbaum Associates.
- Kintsch, W. y Welsh, D. M. (1991). The Construction-Integration Model: A framework for studying memory for texts. En W.E. Hockley, y S. Lewandowsky (Ed.), **Relating theory and data: Essays on human memory in honor of Bennet B. Murdock**, Hillsdale, NJ.: Erlbaum. 367-386.
- Kirk, R. E. (1968). **Experimental design: procedures for the behavioral sciences**. Belmont, CA. Brooks/Cole Publishing Co.

- Klimasaukas, C.C. (1991). Applying neural networks. III: Training a neural network. **PC AI**, mayo-junio, 20-24.
- Larkin, J. H., Reif, F., Carbonell, J. y Gugliotta (1988) F E R M I. A flexible expert reasoner with domain inferencias. **Cognitive Science** 12, (1), 101-38.
- Lidz, C. (1987). **Dynamic testing**. Beverly Hills, CA.: Guilford Press
- Lindsay, P. H., y Norman, D. A. (1977). **Human Information processing: An Introduction to psychology**. Nueva York: Academic Press.
- López, O.M. y Castañeda, F.S. (1990) Asesor, evaluador electrónico de habilidades de estudio. Informe técnico del Departamento de Psicología Educativa del Posgrado de la Facultad de Psicología de la UNAM, México.
- López, O.M., Castañeda, F.S., Pineda, G.L. y Orduña, E.J. (1992). Nuevas perspectivas para la investigación y el diagnóstico instruccional: las redes neuronales como diagnosticadoras del aprendizaje. **Revista Intercontinental de Psicología y Educación**, 5, No. 1. 173-194.
- Maddux, C. y Cummings, R. (1985). Educational computing at the crossroads: Type I or type II uses to predomine? **Educational Technolgy**, 26, (7), 34-38
- Mannes, S.M. y Kintsch, W. (1991). Planning routine computing tasks: Understanding what to do. **Cognitive Science**, 15, 305-342.
- Marton, F. (1981). Phenomenography-describing conceptions of the world around us. **Instructional Science**. 10, 177-200.
- Mayer, R.E. (1987). Educational Psychology, A cognitive approach. Boston: Little, Brown and Co.
- McClelland, J. L. (1992). Cognitive Development: A Parallel Distributed Processing Approach. Conferencia Magistral presentada en el XXV Congreso Internacional de Psicología Científica, Bruselas, julio 21 de 1992.
- McClelland, J. L. and Rumelhart, D. E. (1981). An interactive activation model of context effects in letter perception. Part 1, An account of classic findings. **Psychological Review** 88, 375-407.
- McClelland, J. L. and Rumelhart, D. E. (1985). Distributed memory and the representation of general and specific information. **Journal of Experimental Psychology: General** 114, 159-188.

McClelland, J. L., Rumelhart, D. E., y Hinton, G. E. (1987). En: D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, y el PDP Research Group, **Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition. Vol.1: Foundations.** E.U.A.: MIT Press.

McClosky, M. y Glucksberg, S. (1979). Decision processes in verifying category membership statements: Implications for models of semantic memory. **Cognitive Psychology**, 11,1-37.

Meyer, B. J. F. (1975). **The organization of prose and its effects on memory.** Amsterdam: North-Holland.

Meyer, B. J. F. (1977). What is remembered from prose: A function of passage structure. En R. O. Freedle (Ed.): **Discourse processes: Advances in research and theory. Vol. 1: Discourse production and comprehension.** Nueva Jersey: Ablex Publishing Corporation.

Meyer, B. J. F. (1985). Prose analysis: Purposes, procedures and problems (parte II). En B. K. Britton y J. B. Black (Eds.): **Understanding expository text.** Hillsdale, N. J.: Erlbaum.

Miller, J. R. y Kintsch, W. (1980). Readability and recall of short prose passages: A theoretical analysis. **Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory**, 6, 335- 354.

Minsky, M. (1975). A framework for representing knowledge. In P. H. Winston (Ed.). **The psychology of computer vision.** New York: McGraw Hill.

NeuralWare Inc. NeuralWorks Profesional II: **Users Guide**, 1989.

Oaksford, M. Chater, N. y Stenning, K. (1992). Connectionism, Classical Cognitive Science and Experimental Psychology. En Andy Clark y Rudi Lutz (Eds.), **Connectionism In Context.** Springer-Verlag, Germany, 57-74.

Newell, A. (1980). Physical symbol system. **Cognitive Science**, 4,(2), 135-183.

Osborne, R.J. y Freyberg, P. (1985). **Learning and science: the implications of children's science.** New Zealand: Heinemann Educational.

Otero, J. y Kintsch, W. (1992). Failures to detect contradictions in a text: What Readers Believe Versus What They Read. **Psychological Science**, 3, no. 4, 229-235.

- Perfetti, Ch. A. y Curtis, M. E. (1986). Reading. En R. Dillon y R. Sternberg (Eds.). **Cognition and Instruction**. Orlando Florida:Academic Press.
- Pozo, J.I. y Carretero, M. (1989). Las explicaciones causales de expertos y novatos en historia. En M. Carretero; J.I.Pozo y M. Asensio (Comps.). **La enseñanza de las ciencias sociales**. Madrid. Visor/ Aprendizaje.
- Pozo, J.I., Perez Echeverría, M.P., Sanz, A. y Limón, M. (1992). Las ideas de los alumnos sobre la ciencia como teorías implícitas. **Infancia y Aprendizaje**, **57**,3-22.
- Pylyshyn, Z.W. (1989). Computing in Cognitive Science. En Michael I. Posner (Ed.) **Foundations of Cognitive Science**. Cambridge: MIT Press.
- Quillian, M.R. (1968). Semantic memory. En M. L. Minsky (Ed.), **Semantic Information processing**. Cambridge, MA.: MIT Press, 227-259.
- Reyes Lagunes, I. y Ferreira, N. L.A. (1990). Partidos de oposición, sindicato y Gobierno a través de redes semánticas. **Fundamentos y crónicas de la Psicología Social**, año 2, No. 3. 67-76.
- Reyes Lagunes, I. (1991). Técnica de redes semánticas: conceptos básicos, instrumentación y resultados. Conferencia por invitación al XXIII Congreso Interamericano de Psicología Social. Sociedad Interamericana de Psicología. San José, Costa Rica.
- Rickards, J. P. (1979). Adjunct postquestions in text: A critical review of methods and processes. **Review of Educational Research**, **49**, 181-196.
- Rosenberg, C.R. (1987). Analysis of NETtalk's internal structure. Ninth Annual Cognitive Science Conference, agosto, Seattle, WA.
- Rosch, E. (1973). On the internal structure of perceptual and semantic categories. En: T. E. Moore Ed.). **Cognitive development and acquisition of language**. N.Y.: Academic Press, 111-114.
- Rothkopf, E. Z. (1966). Learning from written instructional material: An exploration of the control of inspection behavior by test-like events. **American Educational Research Journal**. **3**, 241-249.
- Rothkopf, E. Z.(1976). Writing to teach and reading to learn: A perspective on the psychology of written instruction. In N. L. Cage (ed.): **The psychology of Teaching Methods**. The seventyfifth yearbook of the National Society for the



study of education. Chicago University Press.

Rumelhart, D. E. (1975). Notes on a schema for stories. En D. G. Bobrow y A. Collins (Eds.): **Representing and understanding: Studies in cognitive science**. Nueva York:Academic Press.

Rumelhart, D. E. (1989b). Toward a microestructural account of human reasoning. En S. Vosniadou y A. Artony **Similarity and Analogical Reasoning** . London Cambridge University Press.

Rumelhart, D. E. (1989a) The architecture of Mind: A connectionist Approach. En Michael I. Posner (Ed.) **Foundations of Cognitive Science**. Cambridge: MIT Press.

Rumelhart, D. E., McClelland, J. L., y el PDP Research Group (1986). **Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition. Vol.1: Foundations**. E.U.A.: MIT Press.

Rumelhart, D. E. y Norman, D.A. (1978). Accretion, tuning, and restructuring: three modes of learning. En J. W. Colton y R. L. Klatzky (Eds.), **Semantic factors in cognition**. Hillsdale, NJ.:Erlbaum.

Rutkowska, J. C. (1992). Action, Connectionism and Enaction: A Development Perspective. En Andy Clark y Rudi Lutz (Eds.), **Connectionism in Context**. Springer-Verlag, Germany, 17- 35.

Schallert, D. L. (1976). Improving memory for prose: The relationship between depth of processing and context. **Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior**. 15 621-632.

Sewell, D. F. y Rotheray , D. R. (1987). Las aplicaciones de la computadora a la enseñanza. **Perspectivas**, 17, (3), 409-17.

Shanck, R. C., y Abelson, R. P. (1977). **Scripts, plans, goals and understanding: An inquiry into human knowledge structures**. Nueva Jersey: Lawrence Erlbaum Associates.

Shastri, L., y Feldman, J. A. (1986). Neural nets, routines, and semantic networks. En: N. E. Sharkey, **Advances in cognitive science**. Nueva York: John Wiley & Sons.

Smith, E.E. Shoben, E.J., & Rips , L.J. (1974) Structure and Processes in semantic memory: A featural model for semantic decisions. **Psychological Review**,

81, 214-241.

Smolensky, P. (1987). The constituent structure of mental states: a reply to Fodor and Phylyshyn. **South Journal of Philosophy**, 26, (Suplemento) 137-161.

Spilich, G. J., Vesonder, G. T. Chiesi, H. L. y Voss, J. F. (1979). Text processing of domain-related information for individuals with high and low domain knowledge. **Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior**, 18, 275-290.

Stein, N. L. y Glenn, C. G. (1979). An analysis of story comprehension in elementary school children. En R. O. Freedle (Ed.): **New Directions in Discourse Pressing. Vol. 2.** Norwood. Nueva Jersey: Ablex.

Sullin, R. A. y Dooling, D. J. (1974). Intrusion of a thematic idea in retention of prose. **Journal of Experimental Psychology**. 103, 255-262.

Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving effects in learning. **Cognitive Science**, 12, (2), 424-28.

Szalay, L.B., Moon, W.T. y Bryson, J.A. (1971). **Comunicacion lexicon on three South Korean Audiences: Social, National and Internationals Relations.** Kensington, M.D.: American Institutes for Research, 1971.

Turing, M.A. (1950). Computing machinery and intelligence. En **Mind**; reimpresso en 1964 en A.R. Anderson (Ed.). **Minds and Machines.** Englewood Cliffs, N.J.: Prentice Hall.

Valdez, J.L. y Reyes Lagunes, I. (1992). El autoconcepto a través de las redes semánticas. **La Psicologia Social en México IV, AMEPSO.** 193-200.

Van Dijk, T. A. (1978). **La ciencia del texto.** Ed. Paidós, Buenos Aires, Argentina.

Van Dijk, T.A. (1980). **Estructuras y funciones del discurso** Ed. Siglo veintiuno. México.

Van Dijk, T.A., y Kinstch, W. (1983). **Strategies of discourse comprehension.** New York.: Academic Press.

Vanlehn, F.; Ball, W. y Kowalski, B. (1989). NON- LIFO, execution of cognitive procedures. **Cognitive Science**, 13, (13), 415-65.

Vega de, M. (1986). **Introducción a la Psicología Cognoscitiva 2a. Ed.** Madrid: Alianza Editoria, Capítulo 1.

Vipond, D. (1980). Micro and macroprocesses in text comprehension. **Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior**, 19, 276-296.

Voss, J. F., Tyler, S. W. y Bisanz, G. L. (1982). Prose comprehension and memory. En R. C. Puff. **Handbook of Research Methods in Human Memory and Cognition**, 349 - 389. N.Y. Academic Press.

Wason, P. C. y Johnsonn-Laird, P. N. (1972). **Psychology of reasoning: structure and content.** Cambridge, Mass.: Harvard University Press.

Weiner, B. (1980). The role of affect in rational (attributional) approaches to human motivation. Educational Researcher, 9 4-11.

Widrow, B. y Hoff, M. E. (1960). **Adaptative switching circuits.** WESCON Convention Record, part IV, 96-104.

Witkin, H. A., Moore, C.A., Goodenough, D.R. y Cox, P.W. (1977). Field-dependent and field-independent cognitive styles and their educational implications. **Review of Educational Research**, 47, 1-64.

**ANEXOS**

**ANEXO No.1**  
**PILOTEO**

## ANEXO NO. 1

### Breve Descripción del Piloteo

**Sujetos.** Los participantes en el piloteo fueron 6 estudiantes de la maestría en Psicología educativa de la Universidad Nacional Autónoma de México, de ambos sexos.

**Materiales.** Se eligió un texto sobre "problemas metodológicos en el área de atención", perteneciente al área de Psicología Cognitiva, y extraído del libro de texto de Kantowitz y Roediger (1984) para estudiantes de la licenciatura en psicología. Las características del texto se describen en la Tabla 2, y el texto mismo aparece en el apéndice 2.

**Procedimiento.** El piloteo pidió a los estudiantes que leyeran el texto, y que en base a éste, definieran seis conceptos clave por medio de sustantivos, adjetivos, verbos, o ideas cortas, siguiendo el procedimiento de Figueroa et als. (1976), y que jerarquizaran estos definidores conceptuales del 10 al 1 y de acuerdo a su relevancia, en donde los mejores definidores de cada concepto clave recibían un número más alto. Los conceptos clave fueron los siguientes: atención concentrada, atención dividida, audición dicótica, detección de señales, memoria y mensaje. Esta fase tuvo como finalidad obtener los datos necesarios para computar los valores organizacionales J, G, M, y distancias semánticas de los seis conceptos clave en el texto que los sujetos leerían subsecuentemente.

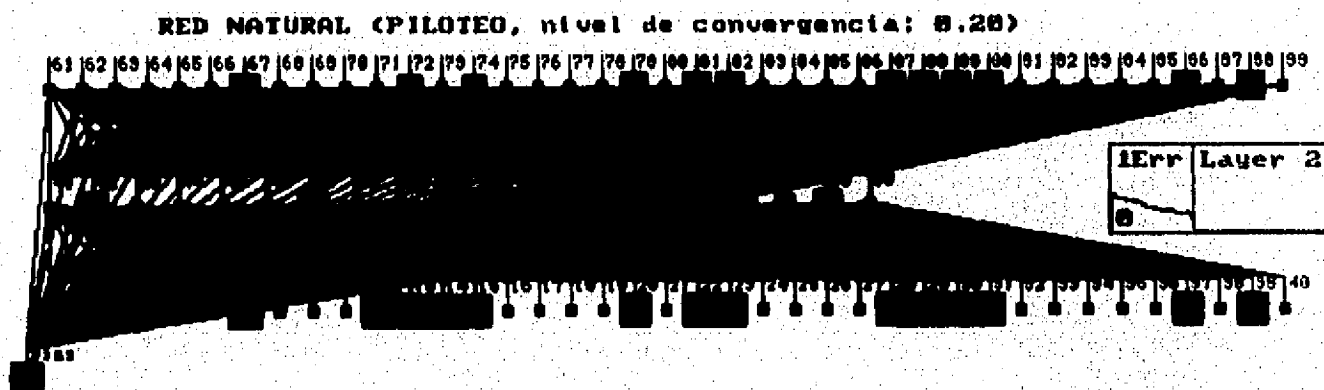
### Análisis De Datos De Las Redes Naturales

Con respecto a las redes naturales, y para cada uno de estos grupos, se obtuvieron los siguientes valores organizacionales:

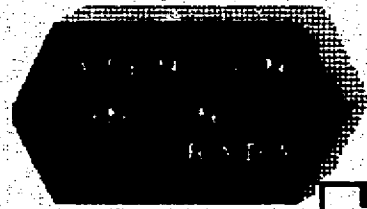
- Valor M, computado como la sumatoria de la jerarquización de cada definidor conceptual no repetido generado por todos los sujetos del grupo.
- Índice de riqueza de red o valor J, constituido por el número de definidores conceptuales no repetidos asignados por todos los sujetos del grupo, con respecto a un concepto clave a definir.
- Índice de densidad de red o valor G, extraído a partir de la diferencia promedio del valor M más alto y el más bajo del grupo SAM (10 definidores con valor M más alto) respecto a un concepto clave.
- Valor FMG, constituido por el porcentaje con el cual un definidor conceptual define al concepto clave, en relación al definidor más cercano, al cual se le asigna un porcentaje del 100%.
- Distancia semántica, la cual, como inverso del valor FMG, expresa precisamente la cercanía o la lejanía en el significado de los nodos conceptuales.

De esta forma, se obtuvieron tablas de grupos SAM con sus respectivos valores organizacionales. Las figuras anexas muestran gráficamente los valores de contenido y la distancia semántica entre definidores.

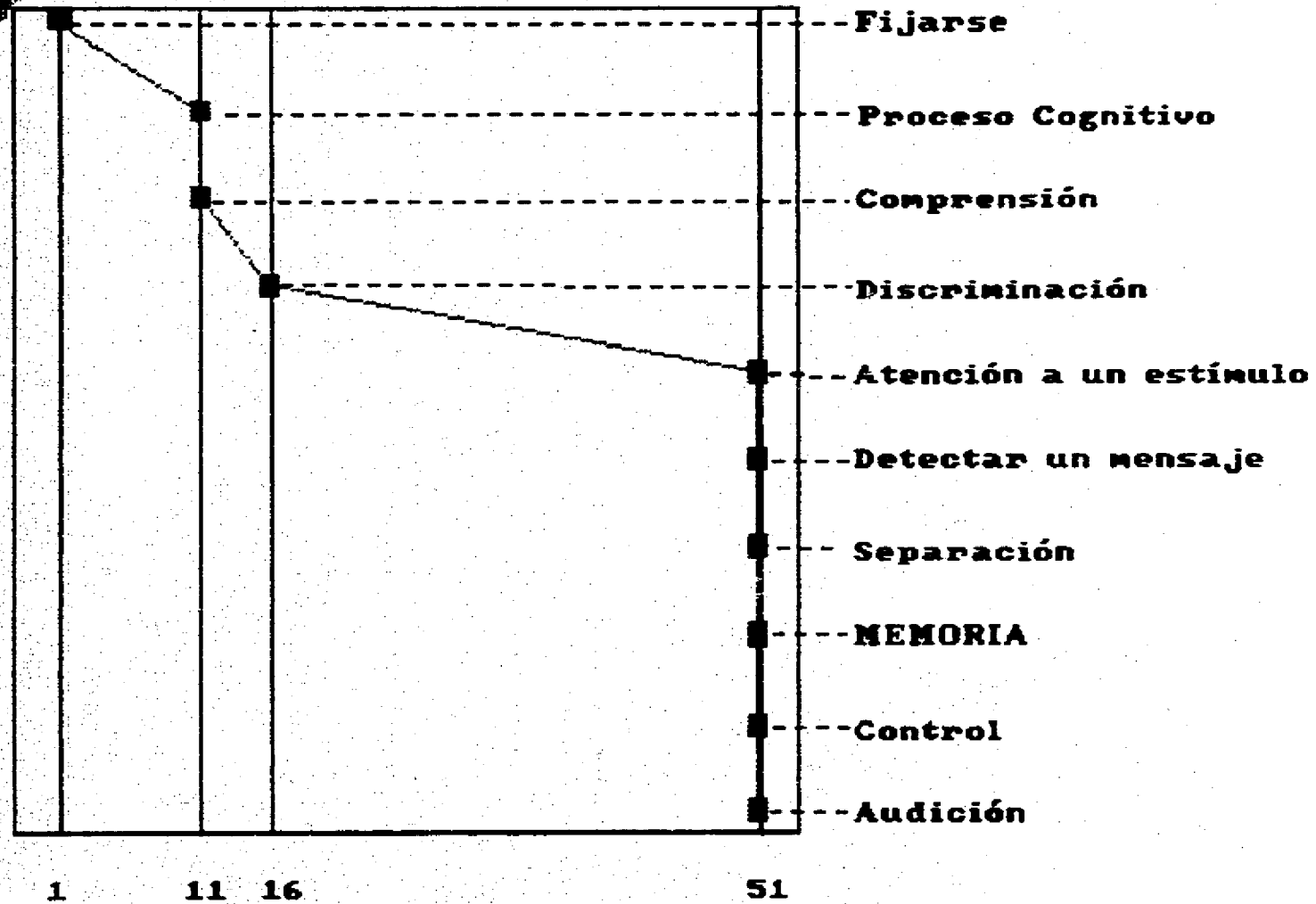
Por último, se presenta la arquitectura de la red neuronal construida con los datos del piloteo.



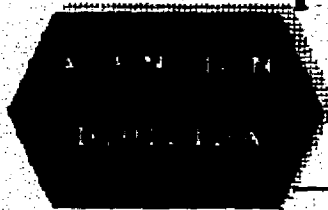
**DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL  
CONCEPTO "ATENCION CONCENTRADA" EN LA FASE  
DE PILOTEO.**



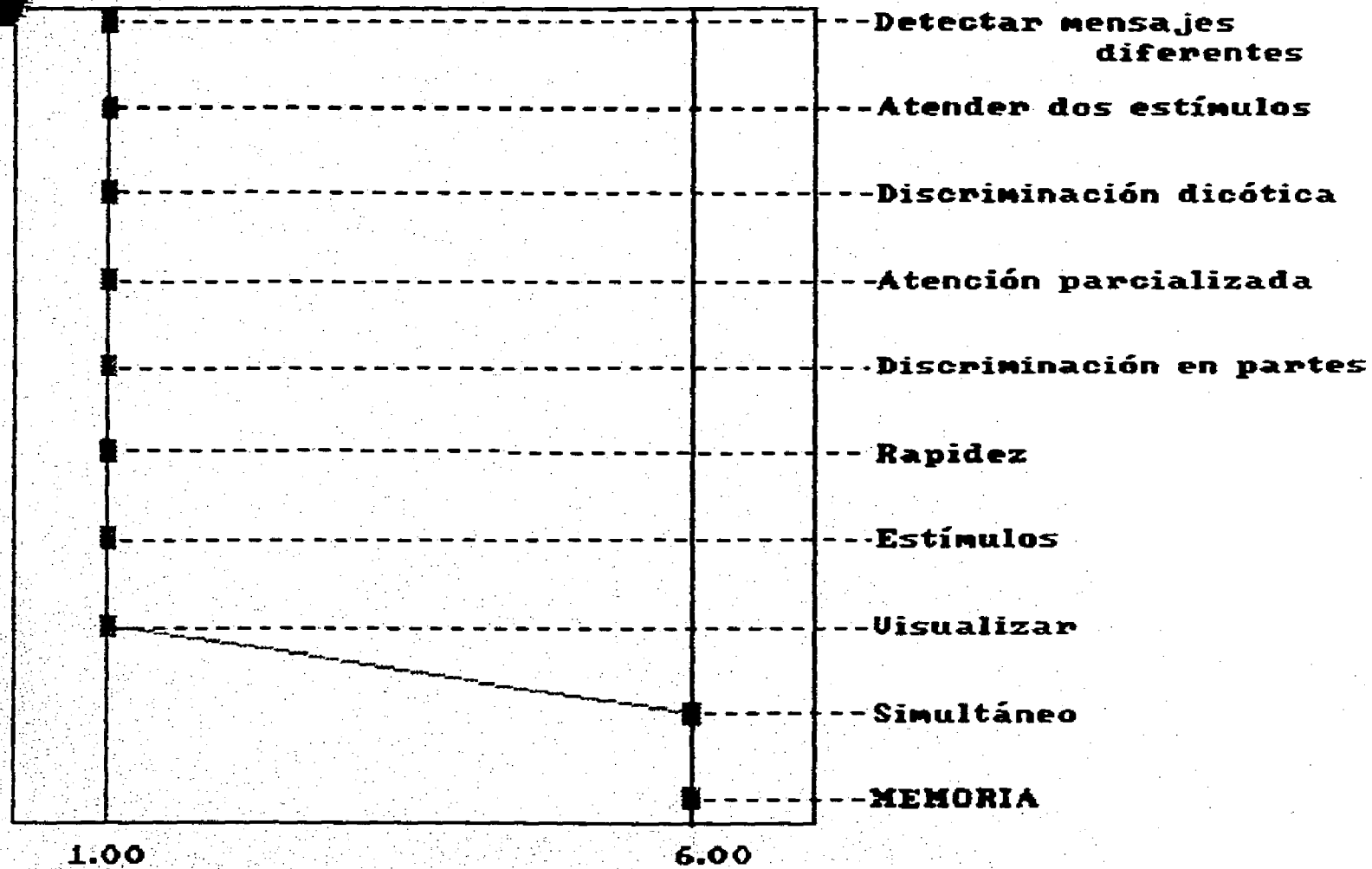
**DEFINIDORES**



# DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "ATENCION DIVIDIDA" EN LA FASE DE PILOTEO.

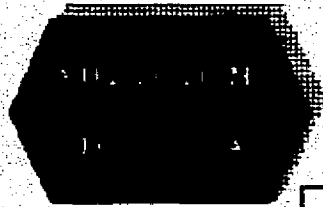


## DEFINIDORES

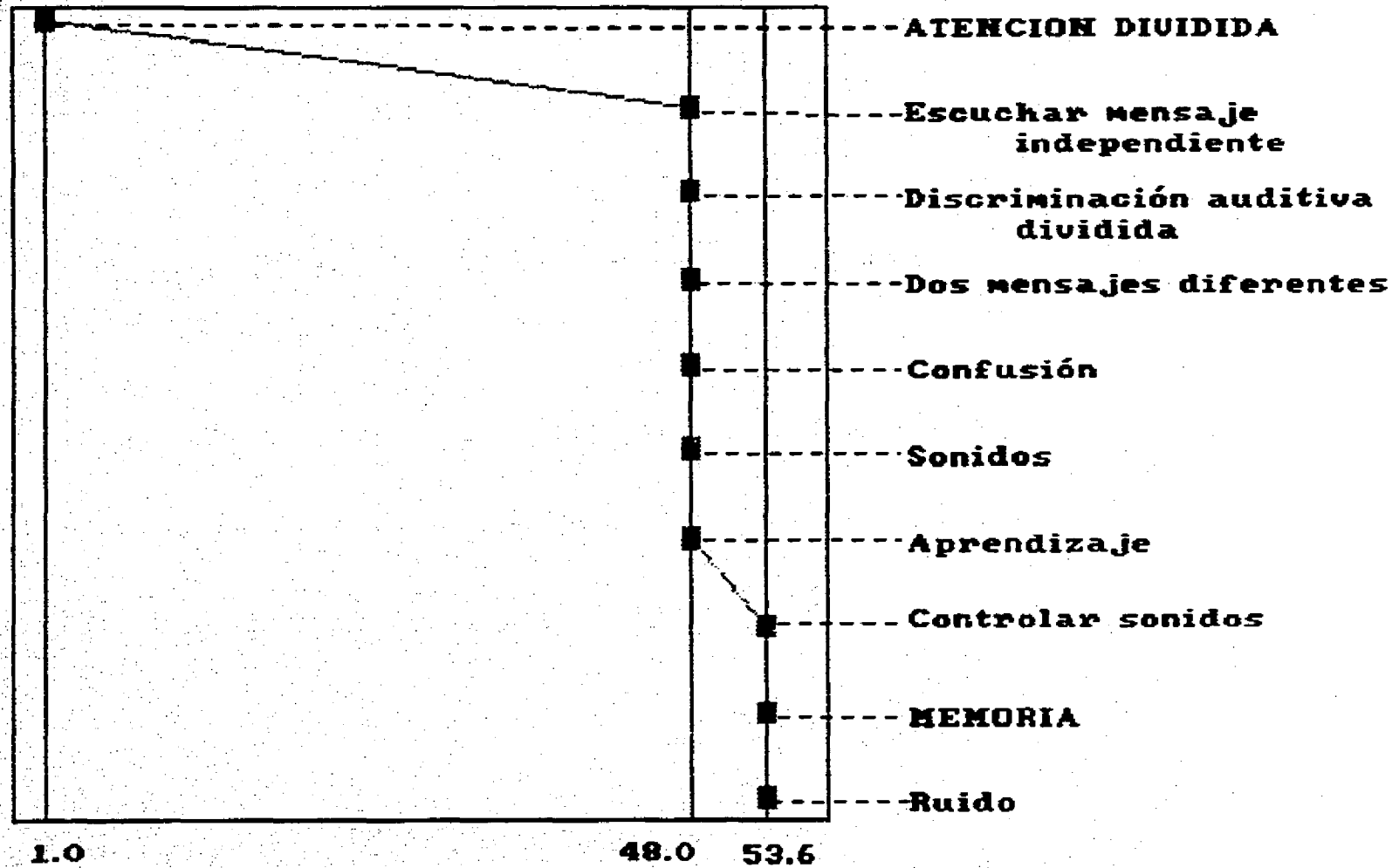




# DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "AUDICION DICOTICA" EN LA FASE DE PILOTEO.



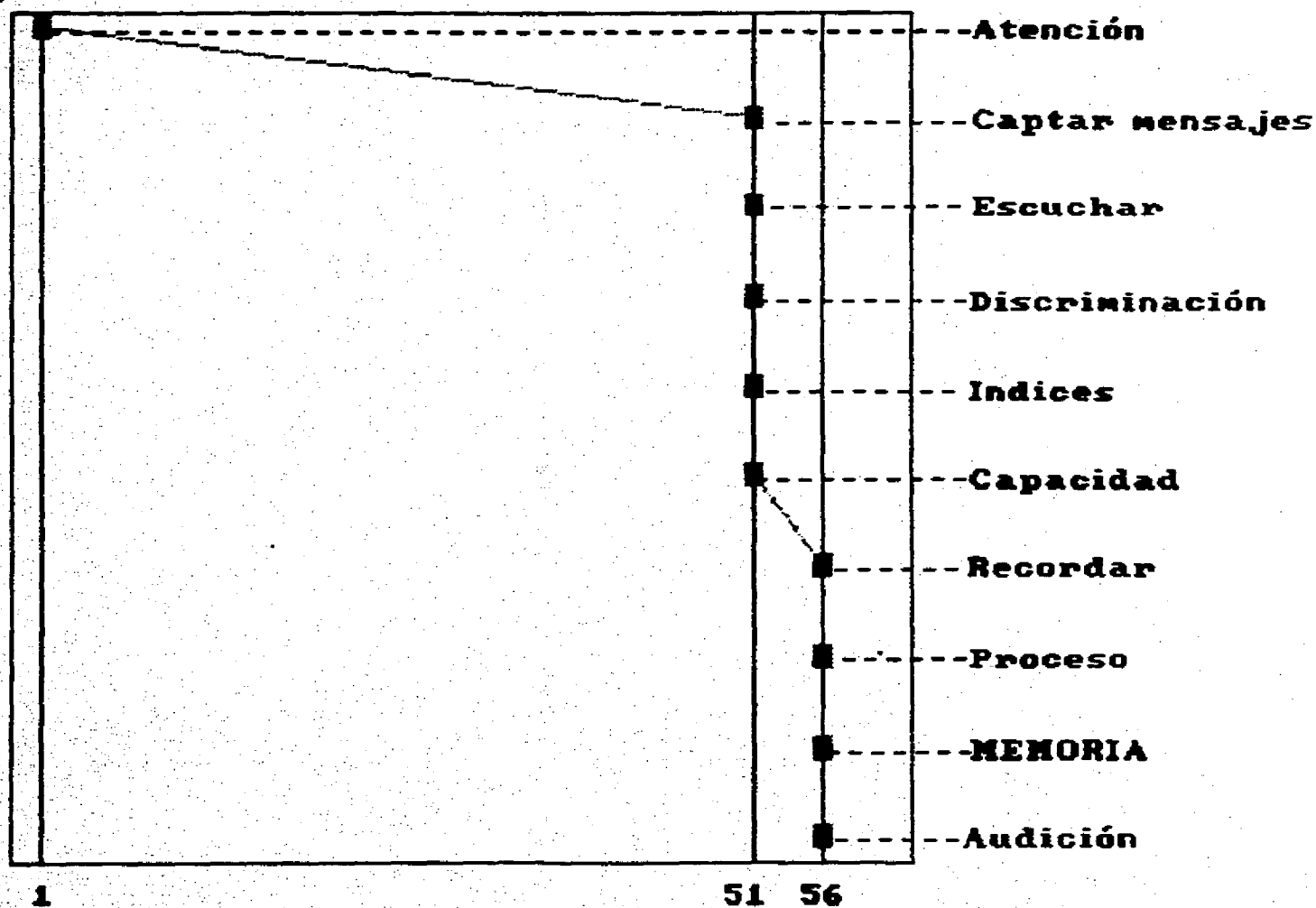
## DEFINIDORES



**DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL  
CONCEPTO "DETECCION DE SEÑALES" EN LA FASE  
DE PILOTEO.**



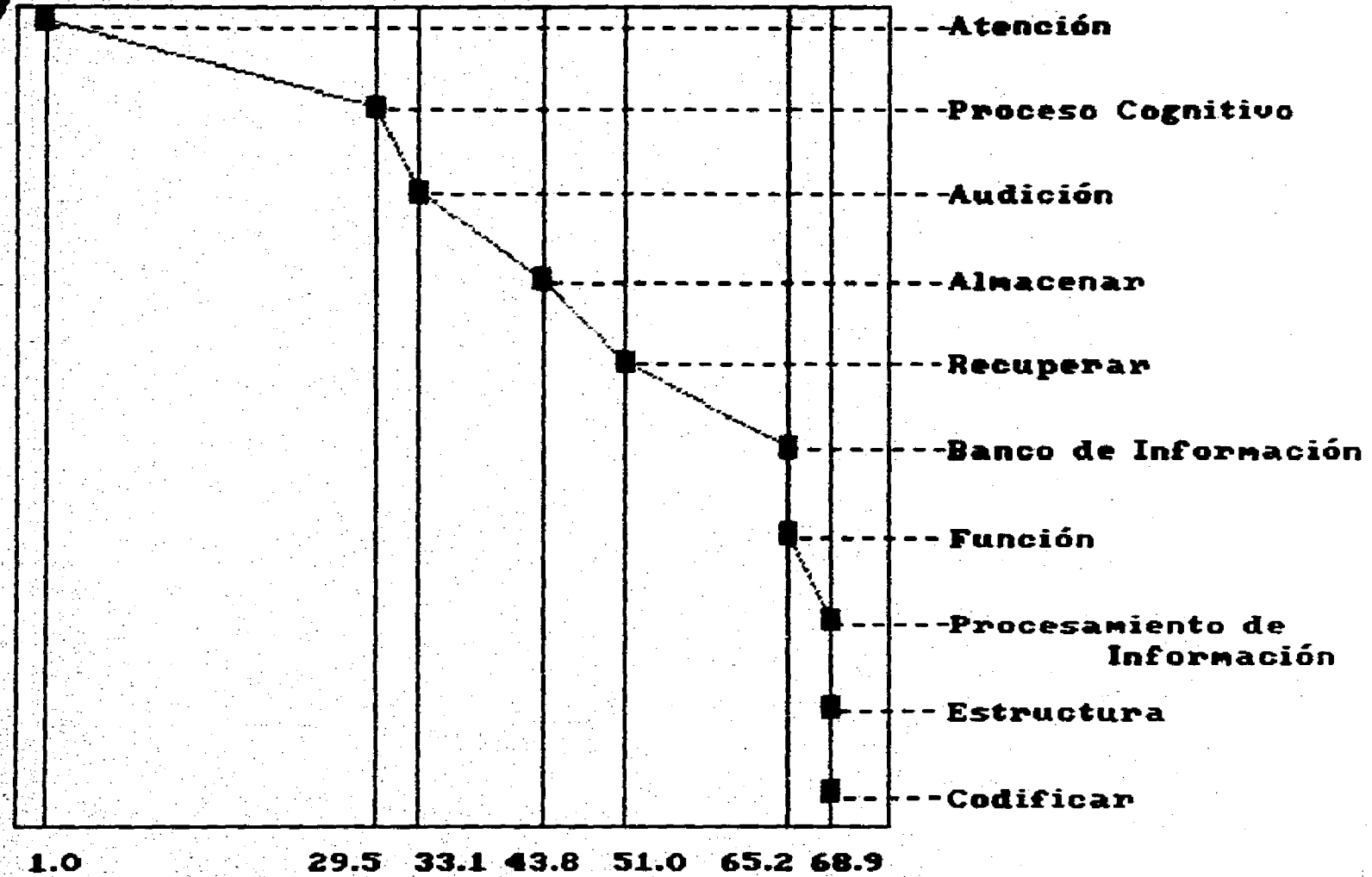
**DEFINIDORES**



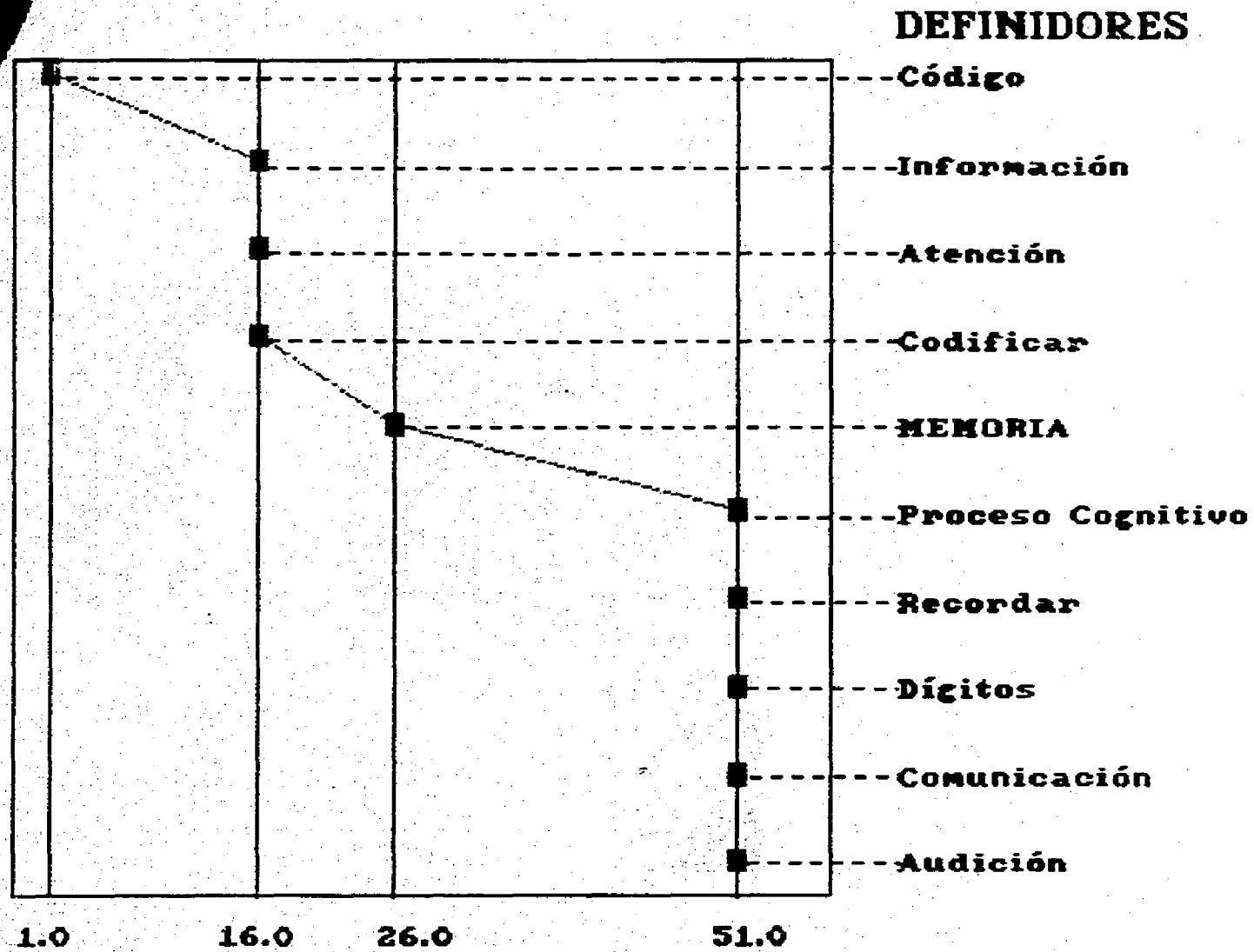
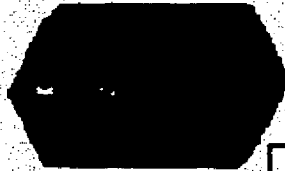
# DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "MEMORIA" EN LA FASE DE PILOTEO



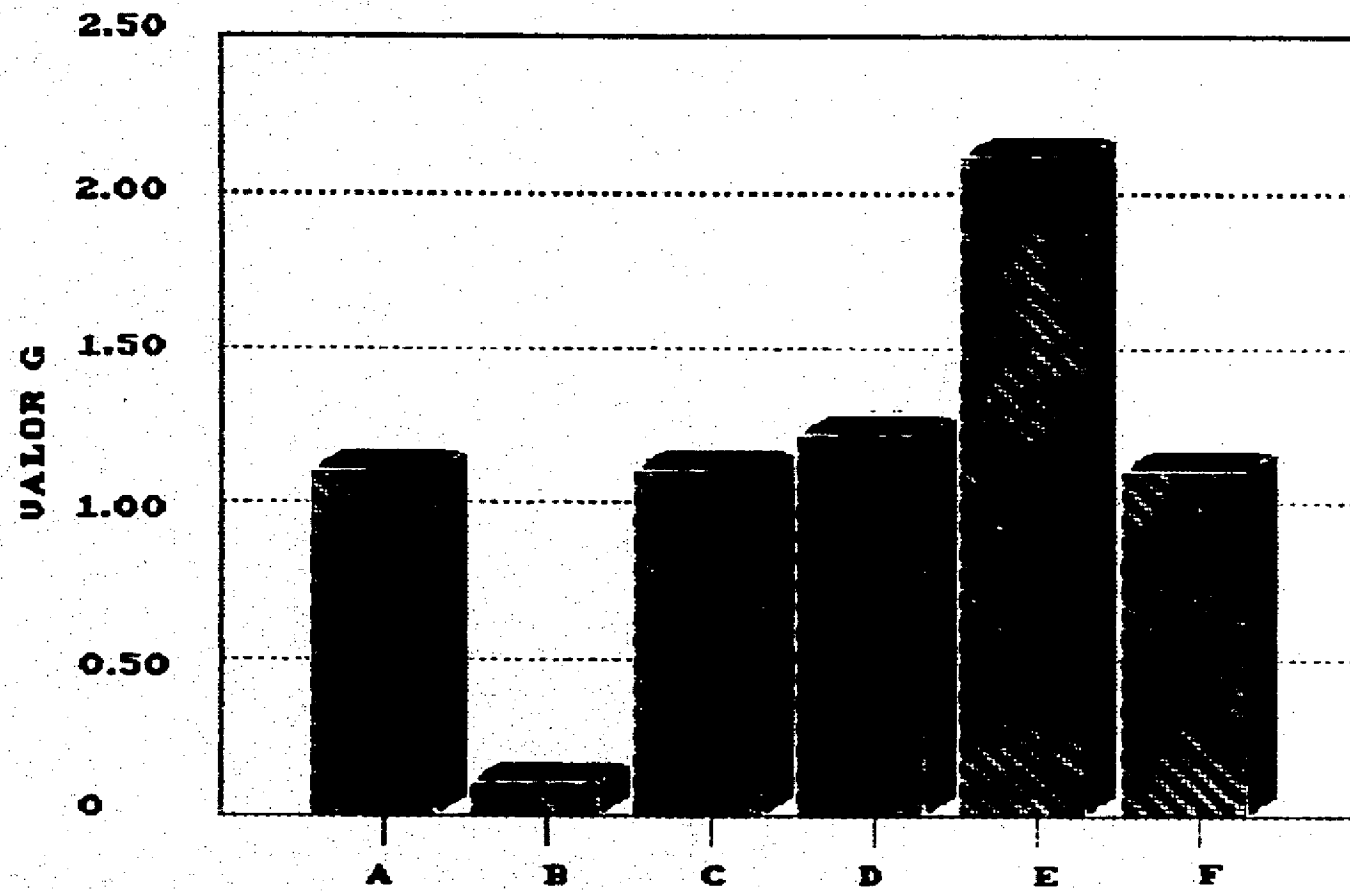
## DEFINIDORES



# DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "MENSAJE" EN LA FASE DE PILOTEO



## VALORES DE DENSIDAD DE LA RED DURANTE EL PILOTEO



**A= Atención Concentrada**

**B= Atención Dividida**

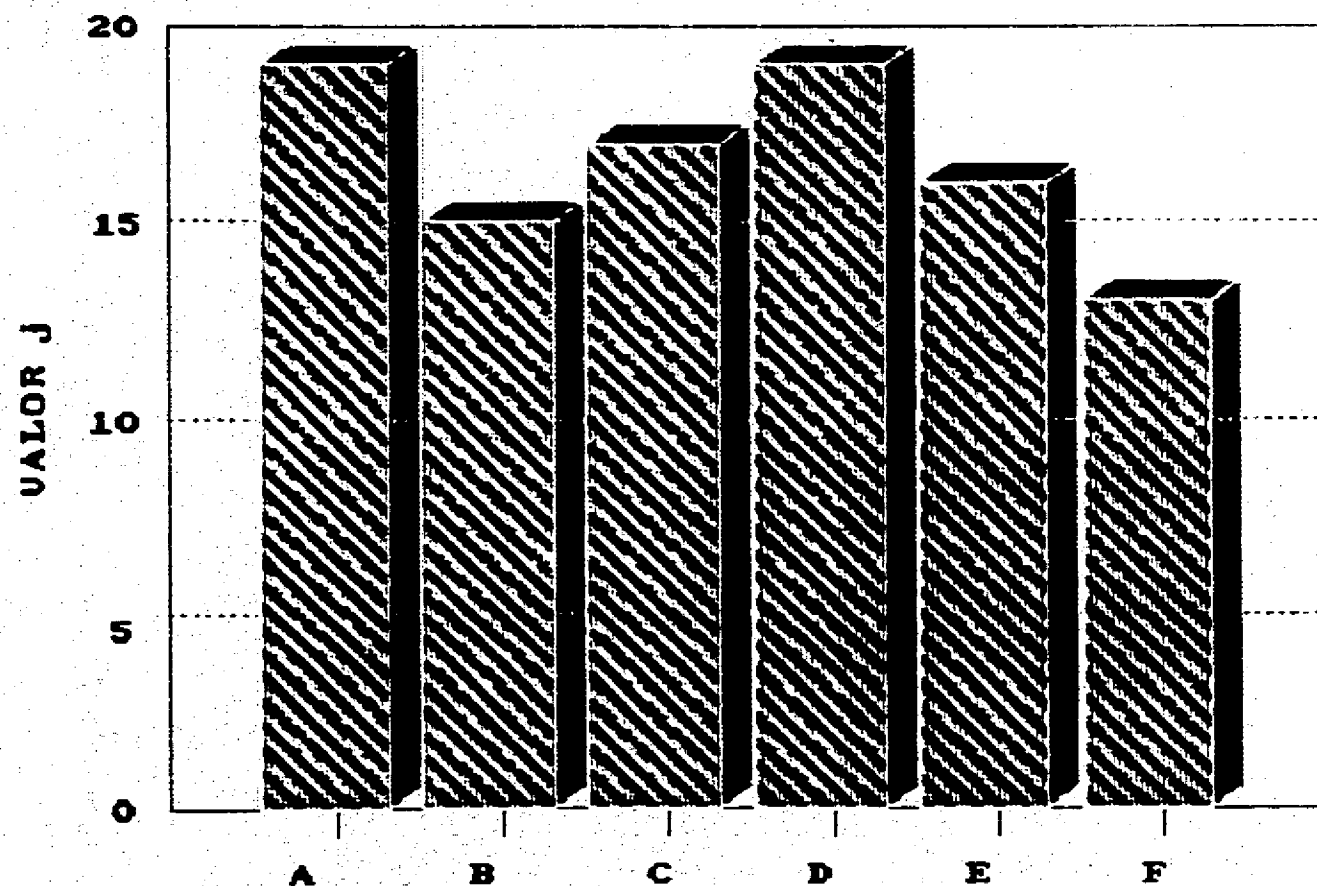
**C= Audición Dicótica**

**D= Detección de Señales**

**E= Memoria**

**F= Mensaje**

## NUMERO DE DEFINIDORES PARA UN CONCEPTO EN LA CONDICION DE PILOTEO



**A = Atención Concentrada**

**B = Atención Dividida**

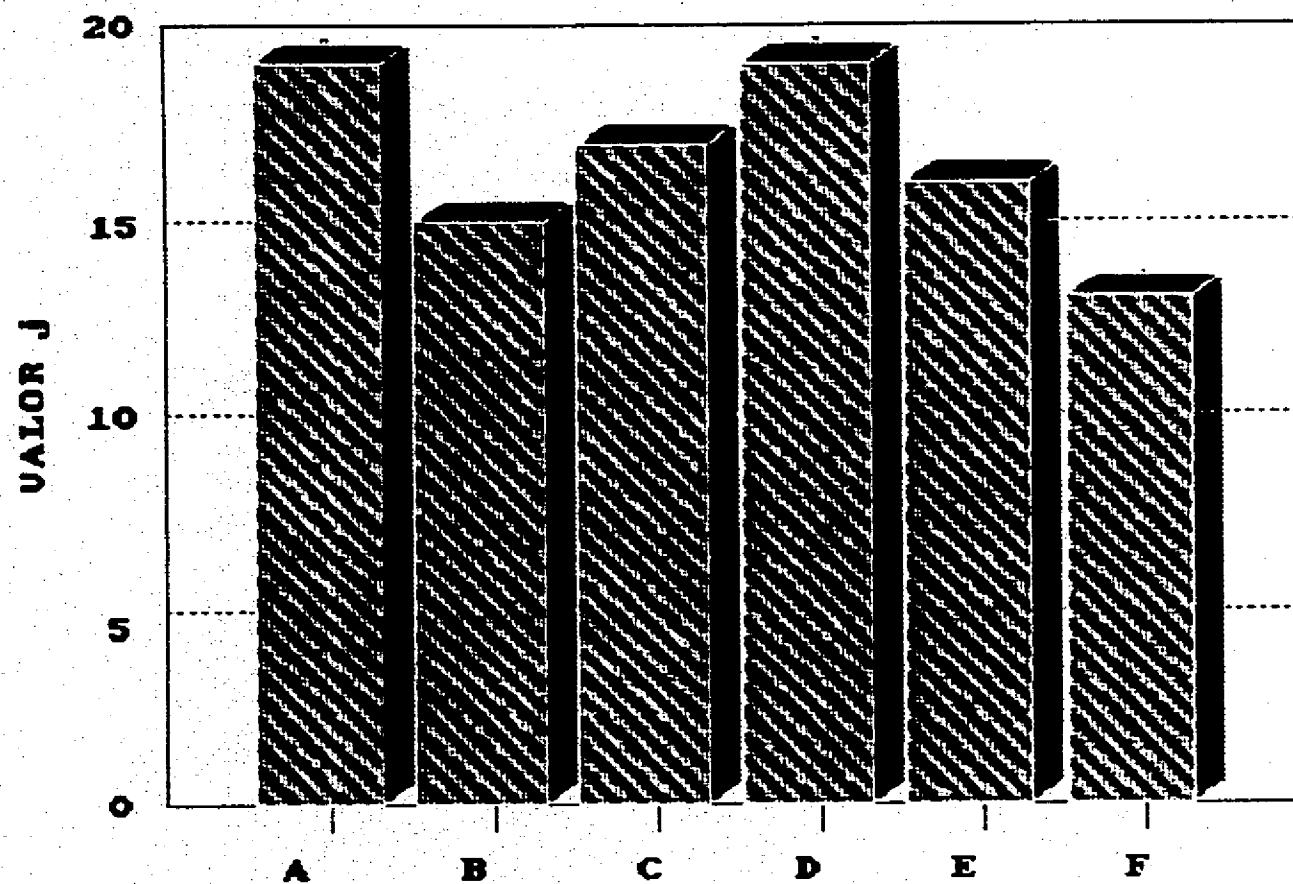
**C = Audición Dicótica**

**D = Detección de Señales**

**E = Memoria**

**F = Mensaje**

## NUMERO DE DEFINIDORES PARA UN CONCEPTO EN LA CONDICION DE PILOTEO



**A = Atención Concentrada**

**B = Atención Dividida**

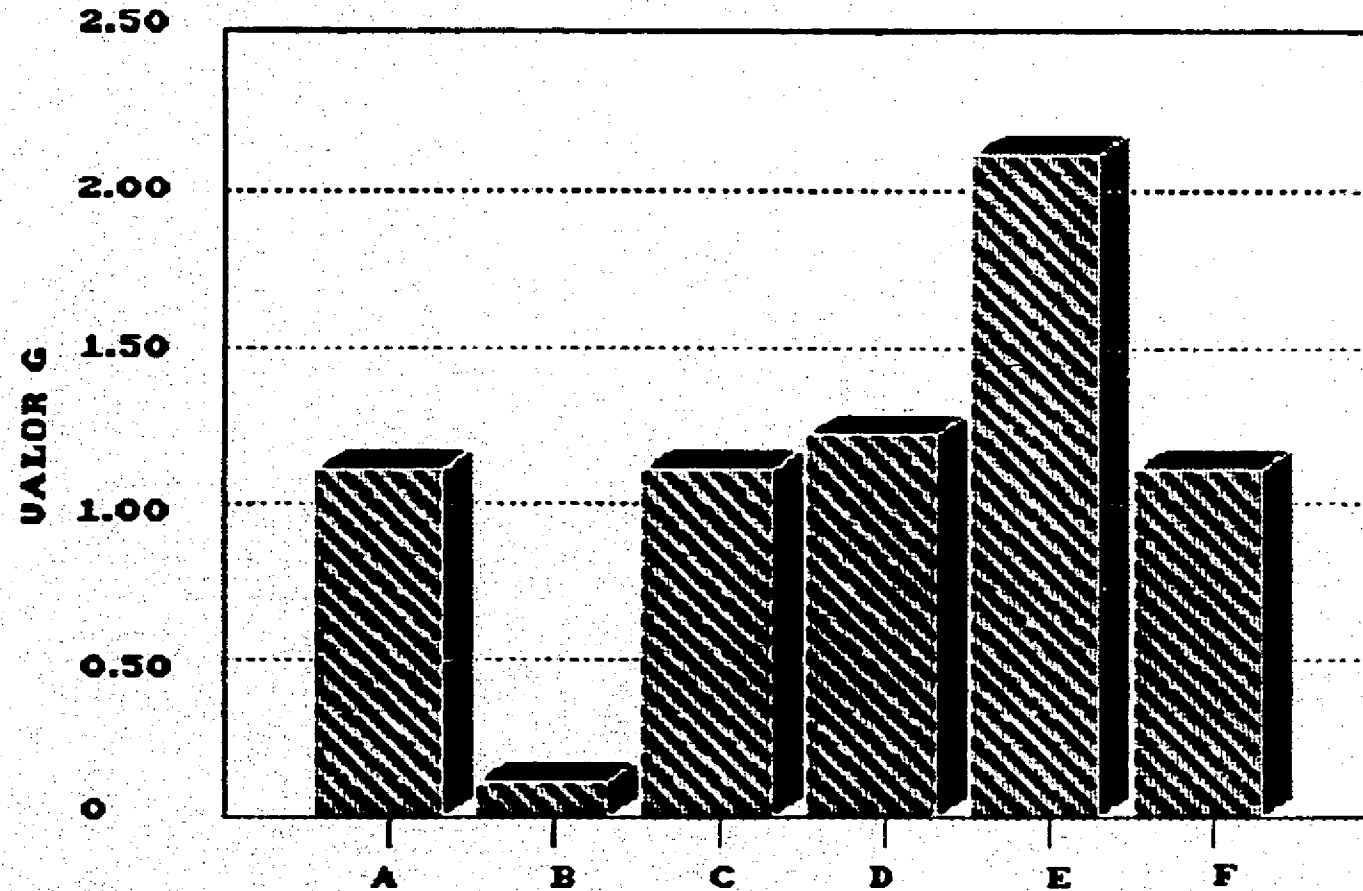
**C = Audición Dicótica**

**D = Detección de Señales**

**E = Memoria**

**F = Mensaje**

## VALORES DE DENSIDAD DE LA RED DURANTE EL PILOTEO



**A= Atención Concentrada**

**B= Atención Dividida**

**C= Audición Dicótica**

**D= Detección de Señales**

**E= Memoria**

**F= Mensaje**



MATRIZ BINARIA DEL PILOTEO DE REDES NATURALES

REGLON 1: ATENCION CONCENTRADA

00000101000000100100000001001100001101  
00010110010100000100000001001100001101  
00010110001000000100000001001100001101  
00100000001100100100000001001100001101  
01100110000010000100000001001100001101  
01100110001011100100000001001100001101  
01100110010110000100000001001100001101  
01100110010010000100000001001100001101  
01100110001001100100000001001100001101  
01100110000100100100000001001100001101

REGLON 2: ATENCION DIVIDIDA

00000110000000100010110000111100000101  
00000010000100000010110000111100000101  
00000010000101000010110000111100000101  
00000010000011100010110000111100000101  
00000010001100100010110000111100000101  
00000010010100100010110000111100000101  
00000010001111000010110000111100000101  
00000010011000000010110000111100000101  
00001100010111000010110000111100000101  
00001100010010000010110000111100000101

REGLON 3: AUDICION DICOTICA

00001010000000100000110001000100001101  
01100000001110100000110001000100001101  
01100000001101000000110001000100001101  
01100000001101100000110001000100001101  
01100000001001000000110001000100001101  
011000000010111100000110001000100001101  
01100000000001000000110001000100001101  
01101100001010000000110001000100001101  
01101100010010000000110001000100001101  
01101100010101000000110001000100001101

REGLON 4: DETECCION DE SEÑALES

00010101000000100000011001001100001101  
01100110000110100000011001001100001101  
01100110001110000000011001001100001101  
011001100011001000000011001001100001101  
01100110010001000000011001001100001101  
01100110000110000000011001001100001101  
0110000010101000000011001001100001101  
0110000010100000000011001001100001101  
0110000010010000000011001001100001101  
0110000000100100000011001001100001101

REGLON 5: MEMORIA

001001000000000100000011001000000010101  
00111100010100000000011001000000010101  
01000010000100100000011001000000010101  
010110000000000100000011001000000010101  
01100110010101000000011001000000010101  
10000010000101100000011001000000010101  
10000010010000100000011001000000010101  
10001010010011100000011001000000010101  
1000101000111100000011001000000010101  
1000101000011100000011001000000010101

REGLON 6: MENSAJE

00100110000000100001111000110100001101  
00100000000101100001111000110100001101  
00100000000001100001111000110100001101  
00100000000111000001111000110100001101  
00110100010010000001111000110100001101  
01100110010100000001111000110100001101  
01100110010101000001111000110100001101  
01100110001100000001111000110100001101  
01100110001000100001111000110100001101  
01100110000100100001111000110100001101

**ANEXO No. 2**  
**INVENTARIO DE TAREAS DE ESTRUCTURACION DEL**  
**CONOCIMIENTO Y TEXTO EXPERIMENTAL**

**ANEXO 2**

**INVENTARIO DE TAREAS DE ESTRUCTURACION DEL CONOCIMIENTO**

NOMBRE

EDAD

GRUPO

SEXO

PROMEDIO AÑO ANTERIOR

REDES NATURALES ANTES. TI \_\_\_\_\_ TF \_\_\_\_\_

REDES NATURALES DESPUES. T.I. \_\_\_\_\_ TF \_\_\_\_\_

*Bienvenidos a esta sesión de trabajo. Les agradecemos mucho el que nos permitan hacerles algunas preguntas relacionadas con la manera en la que organizan la información que conocen o que estudian. Sus respuestas nos serán de mucha utilidad para diseñar un curso que ayude a aquellos estudiantes que tienen problemas para organizar la información que están aprendiendo.*

A continuación pediremos que realicen cuatro tareas, todas ellas relacionadas con la organización de la información.

En la primera tendrán que definir seis conceptos clave por medio de sustantivos, adjetivos, verbos o ideas cortas, siguiendo el siguiente procedimiento:

El investigador dictará unos conceptos de uno en uno. La labor es generar sus definidoras y jerarquizar cada definidora.

Por lo tanto con cada concepto por separado, tu tarea es:

1.) Escribir el concepto, y todas las palabras aisladas que tú consideres que definen a ese concepto (definidoras), incluyendo sustantivos, adjetivos y verbos, procurando no utilizar partículas como artículos, pronombres, etc..., a menos que las necesites para unir dos, tres, o cuatro palabras para formar una sola definidora. (Recuerda que las definiciones tipo diccionario no están permitidas).

2.) Jerarquizar, todas las definidoras que hayas escrito, colocando un número del 10 al 1, arriba de cada palabra definidora, dependiendo de qué tan bien define la palabra al concepto en cuestión a juicio tuyo: 10 para la definidora que mejor define al concepto, 0 para el que ayude a la definición pero cuya importancia sea menor. Si consideras que dos o más definidoras definen igualmente bien al concepto, puedes repetir el número

Para que recuerdes el procedimiento, aquí aparece un ejemplo de posibles definidoras y jerarquización con el concepto "MANZANA"

MANZANA.    10      9      5      6      5  
              fruta, redonda, roja, comer, amarilla,

*Usa el espacio en blanco de la hoja siguiente y su reverso, si es necesario, para escribir cada concepto y sus definidoras jerarquizadas. Tendrás 1 minuto y medio para cada concepto. No te aflijas si no te sientes familiarizado con algunos conceptos y por lo tanto se te ocurren muy pocas definidoras. Lo importante es que hagas tu mejor esfuerzo. Espera a que el examinador te dicte cada concepto*

**CONCEPTO, DEFINIDORES y JERARQUIZACION**

.....

.....

.....

'La segunda tarea incluye la lectura de un texto en sí, sin que tengas ningún tiempo límite en el que lo puedas leer. Sólo



## TEXTO EXPERIMENTAL

Una de las tareas más utilizadas en el estudio de la atención se denomina "audición dicótica". Esta tarea fue derivada de las dificultades encontradas por los controladores de tráfico aéreo que deben dirigir varios aviones al mismo tiempo, y prestar atención sostenida en su radiocomunicación con los pilotos, a quienes emiten direcciones y de quienes reciben mensajes frecuentemente. Para facilitar esta tarea, los psicólogos idearon unos audífonos separados espacialmente, de manera que las voces de diferentes pilotos se escucharan en diferentes localizaciones. Esta línea de investigación ha continuado, y actualmente se cuenta con una gran cantidad de datos sobre atención y audición.

En una tarea de audición dicótica, se presentan dos mensajes diferentes, separados, e independientes, cada uno de los cuales es escuchado por un oído diferente. Esto difiere de los estéreos de alta fidelidad, en los cuales ambos oídos escuchan ambos mensajes con diferentes intensidades. Generalmente, los estímulos dicóticos son dispuestos de tal forma, que cada palabra de cada uno de los dos mensajes diferentes llega simultáneamente a cada oído. Por ejemplo, mientras que el oído derecho recibe el mensaje: "Uno, Rojo, Brinca", el oído izquierdo escucha: "Rápido, Tango, Zorro". Las palabras de cada par: "Uno - Rápido", "Rojo - Tango", y "Brinca - Zorro" ocurren al mismo tiempo. La dificultad de la tarea de audición dicótica depende de la velocidad a la que se presentan los pares de palabras. A una velocidad muy lenta, digamos de un par cada dos segundos, es muy fácil atender a ambas palabras. Sin embargo, si la lista de palabras es moderadamente larga, habrá problemas en recordar todas las palabras. Los psicólogos que estudian atención tratan de separar las dificultades resultantes de la inhabilidad de prestar atención, de las dificultades causadas por una sobrecarga a la memoria. Una forma de lograr este objetivo es usar listas extremadamente cortas, consistentes, digamos, de un solo par de palabras. La mayoría de la gente encuentra poco difícil recordar solamente dos palabras, de manera que si existen problemas, estos pueden adjudicarse a déficits de atención más que de memoria. Sin embargo, si se usan listas más largas, aún de cuatro o cinco pares de palabras, es bastante probable que la atención y la memoria puedan mezclarse. En términos más técnicos, los procesos de la atención están "confundidos experimentalmente" con los de memoria.

Decir que algunos procesos están "confundidos experimentalmente" implica a su vez, que las variables independientes se han confundido; y viceversa, como ciertas variables están teóricamente más asociadas con unos procesos psicológicos que con otros, cuando las variables independientes están confundidas, en realidad sólo estamos a un paso de hablar de que los procesos están confundidos. Así, cuando los procedimientos experimentales son inadecuados de manera que más de una variable independiente (o más de un proceso psicológico) puede dar cuenta o explicar los resultados obtenidos, decimos que las variables (y que los procesos) han sido confundidos.

Un ejemplo de procesos de memoria confundidos con procesos de atención es el experimento llevado a cabo por Broadbent y Gregory (1963). Ellos usaron una tarea de audición dicótica en la cual unos dígitos fueron presentados a un oído y una tarea de detección de señales fue presentada al otro oído. La tarea de detección de señales consistió en la presentación de intervalos de ruido blanco que podían o no contener un tono puro. El tono estaba presente en la mitad de los intervalos y ausente en la otra mitad. Por supuesto, la presencia de tonos fue aleatorizada en todos los intervalos, de manera que en cualquier ensayo dado, el sujeto no sabía por adelantado si el tono sería presentado o no. Los sujetos en este experimento tenían que ejecutar dos tareas simultáneamente: tratar de detectar cuándo aparecía un tono, y tratar de oír los dígitos. Además, en ocasiones diferentes, los sujetos fueron expuestos a instrucciones diferentes. En la condición experimental de Atención Concentrada, se les pidió

que emplearan toda su atención en detectar el tono, y que reportaran su presencia o ausencia al final de cada ensayo, ignorando los dígitos. En la condición experimental de Atención Dividida, se les pidió que detectaran tanto el tono como los dígitos; primeramente debían reportar tantos dígitos como pudieran recordar de la lista original de seis dígitos y después, reportar la presencia o ausencia del tono.

Los resultados mostraron que la detección del tono fue mejor en la condición de Atención Concentrada. Por lo tanto, Broadbent y Gregory concluyeron que el prestar atención a una sola tarea es más efectivo y conlleva a una mejor ejecución que poner atención a dos tareas. Pero esta conclusión es cuestionable; puede ser errónea, porque los procedimientos usados por Broadbent y Gregory confundieron experimentalmente la memoria y la atención. La razón es que existe un defecto en el diseño experimental: mientras que en la condición de Atención Concentrada, los sujetos reportaron la presencia o la ausencia de algún tono inmediatamente, en la condición de Atención Dividida los dígitos fueron reportados primero que los tonos. Esto significa que el reporte del tono fue retrasado hasta que terminaron de nombrar todos los dígitos que pudieron recordar. Como el retraso afecta a la memoria, existe la posibilidad de que los sujetos pudieran haber reportado correctamente la presencia o la ausencia del tono en la condición de Atención Dividida si el reporte hubiese sido inmediato, como sucedió en la condición de Atención Concentrada, pero simplemente olvidaron si el tono había sido escuchado o no mientras estaban ocupados reportando los dígitos. Los investigadores trataron de que las condiciones experimentales de Atención Concentrada y Atención Dividida fueran iguales en todos los aspectos excepto en el requerimiento de prestar atención a uno versus a dos oídos. Si esto se hubiera logrado, los resultados obtenidos habrían podido ser atribuidos a diferencias atencionales. Pero las dos condiciones también difirieron en la cantidad de tiempo entre el final de un ensayo y el reporte del tono. De manera que es igualmente posible que las diferencias obtenidas en los resultados hayan sido causadas por el retraso desigual en las condiciones experimentales. En otras palabras, es imposible concluir cuál de estos factores: instrucciones atencionales o retraso del reporte, es responsable de los resultados, porque hubo confusión experimental entre estos dos factores.

Una forma simple de alterar los procedimientos experimentales para eliminar esta confusión tan indeseable, es pidiéndoles a los sujetos en la condición de Atención Dividida que hagan el reporte de tono primero y hasta después el reporte de los dígitos. Con esta pequeña alteración en el procedimiento, el reporte del tono ocurre al mismo tiempo en ambas condiciones. Cuando el experimento fue hecho con esta modificación, se obtuvieron los mismos resultados. Broadbent y Gregory tuvieron suerte porque su confusión experimental no alteró su conclusión inicial. Pero la ciencia no puede depender de la buena suerte como un sustituto de buenos diseños experimentales. En realidad, sus resultados no pudieron ser interpretados de manera conclusiva sino hasta que se repitió el experimento sin la confusión entre memoria y atención.

**ANEXO No. 3**  
**DEFINIDORES, VALORES "J" Y "G" DE LAS CUATRO**  
**CONDICIONES EXPERIMENTALES**

### ANEXO No.3

TABLA 7.

Número de definidores sin agrupar y valores "J" y "G", dados por cada sujeto, en la condición experimental "sin conocimientos previos en prelectura".

CONDICION DE PRELECTURA.																						
Concepto a Definir:	Número de Sujeto:																				Valor:	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	J	G
Atención concentrada	6	3	4	5	4	1	8	5	3	4	4	3	5	4	8	2	6	1	5	4	20	6.00
Atención dividida	4	3	3	4	3	7	6	4	2	2	3	4	2	4	3	7	3	2	5	2	20	5.88
Audición dicotica	1	1	0	2	3	1	5	1	6	3	2	1	3	2	4	1	3	0	2	3	16	2.77
Detección de señales	5	2	3	4	4	3	8	7	3	5	5	4	6	5	2	7	3	8	4	5	28	5.00
Memoria	3	5	4	7	3	4	7	8	5	5	5	5	5	3	8	7	2	5	7	2	24	6.33
Mensaje	10	7	3	10	5	3	7	5	3	2	6	5	7	6	4	10	4	3	9	3	24	7.44

TABLA 8.

Número de definidores sin agrupar y valores "J" y "G", dados por cada sujeto, en la condición experimental "sin conocimientos en postlectura".

CONDICION DE POSTLECTURA.																						
Concepto a Definir:	Número de Sujeto:																				Valor:	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	J	G
Atención concentrada	1	4	1	5	4	6	5	6	3	4	4	4	4	4	3	3	5	5	4	4	24	3.44
Atención dividida	4	4	1	6	2	8	5	7	3	9	5	4	6	5	3	6	2	7	3	8	28	7.44
Audición dicotica	4	4	4	7	3	6	7	6	3	8	5	4	6	5	4	9	7	2	3	5	29	2.88
Detección de señales	5	4	4	5	3	6	6	8	5	6	5	6	4	5	2	8	3	9	4	5	28	3.22
Memoria	4	7	3	5	5	8	8	7	5	6	6	7	5	6	9	3	7	2	8	6	24	3.88
Mensaje	5	7	5	12	1	4	5	8	3	4	5	4	6	2	7	4	8	5	3	7	22	3.44



TABLA 9.

Número de definidores sin agrupar y valores "J" y "G" dados por cada sujeto, en la condición experimental "con conocimientos previos en prelectura".

CONDICION DE PRELECTURA.																						
Concepto a Definir:	Número de Sujeto:																				Valor:	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	J	G
Atención concentrada	9	7	6	1	6	3	2	5	3	6	4	4	5	5	1	2	7	3	8	5	46	2.33
Atención dividida	6	6	4	3	4	2	1	3	5	9	5	4	7	5	3	5	2	7	4	5	43	2.80
Audición dicotica	6	5	3	4	0	3	1	4	3	5	5	3	5	4	0	3	7	3	6	4	30	3.44
Detección de señales	8	2	4	3	2	2	4	3	3	6	5	4	5	4	8	4	2	6	2	3	35	3.22
Memoria	5	7	6	3	5	4	3	4	2	12	5	5	7	3	8	5	4	9	4	5	34	9.20
Mensaje	9	5	6	4	3	2	2	4	3	10	4	4	4	8	4	3	7	2	7	4	40	4.00

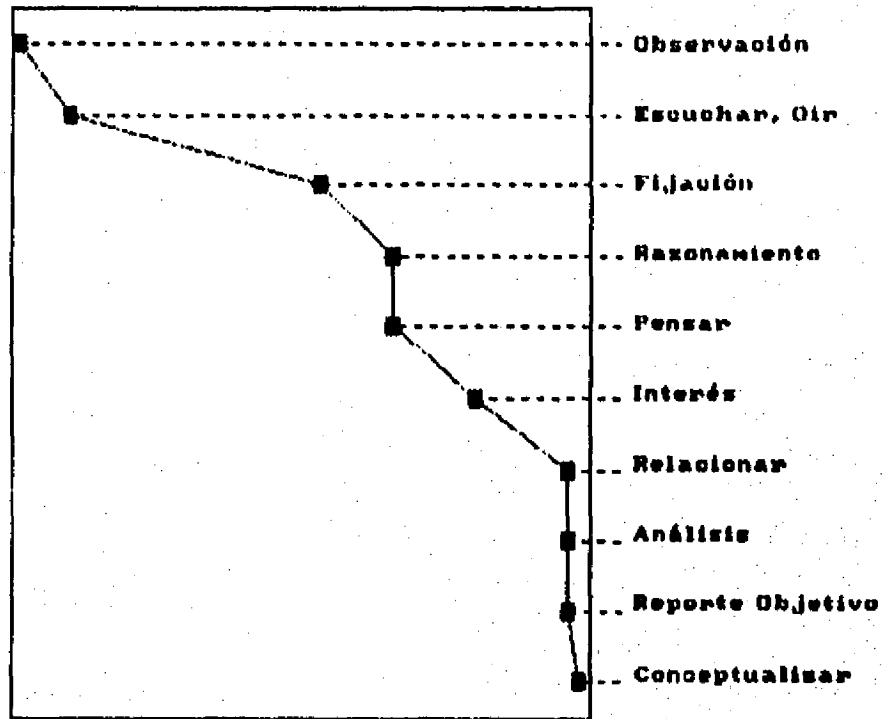
TABLA 10.

Número de definidores sin agrupar y valores "J" y "G", dados por cada sujeto, en la condición experimental "con conocimiento en postlectura".

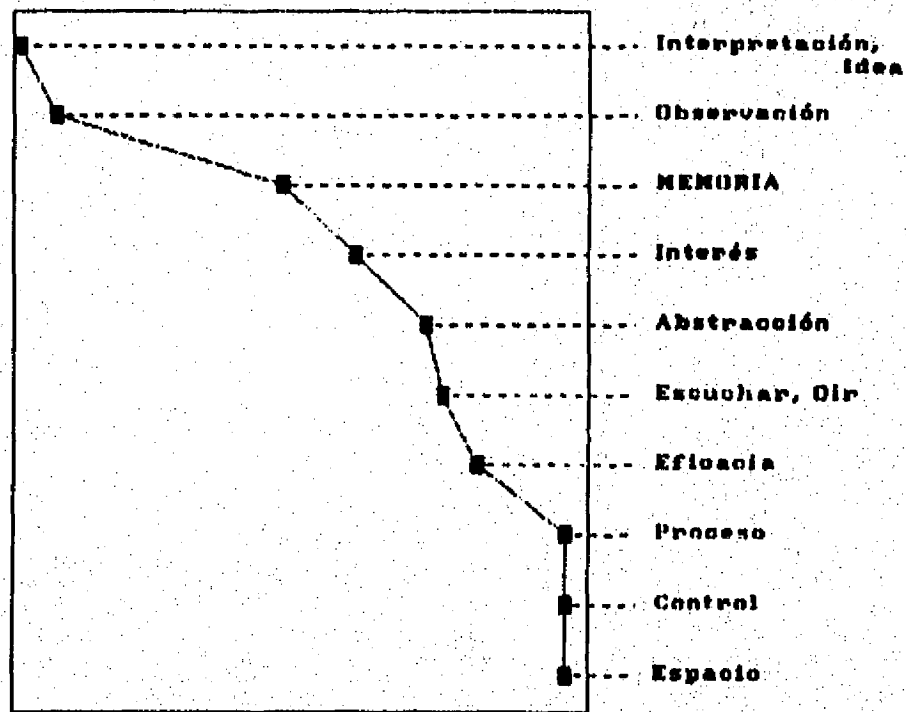
CONDICION DE POSTLECTURA.																						
Concepto a Definir:	Número de Sujeto:																				Valor:	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	J	G
Atención concentrada	5	3	3	2	4	4	2	5	4	5	6	4	4	5	1	2	7	3	8	5	34	4.00
Atención dividida	6	4	3	2	5	3	2	2	3	7	6	3	5	5	4	2	7	6	2	5	31	3.11
Audición dicotica	6	5	3	2	3	6	3	3	3	7	5	3	4	2	6	3	7	3	7	4	33	4.56
Detección de señales	4	3	2	2	5	5	2	3	3	3	3	3	5	4	8	4	2	6	2	3	35	5.55
Memoria	4	4	3	2	4	5	4	3	4	2	4	5	6	3	8	5	4	9	4	5	28	8.67
Mensaje	4	4	3	2	4	4	4	4	4	1	4	5	4	8	4	3	7	2	7	4	40	3.44

**ANEXO No. 4**  
**DISTANCIAS SEMANTICAS Y DEFINIDORES POR CADA**  
**CONCEPTO CLAVE**

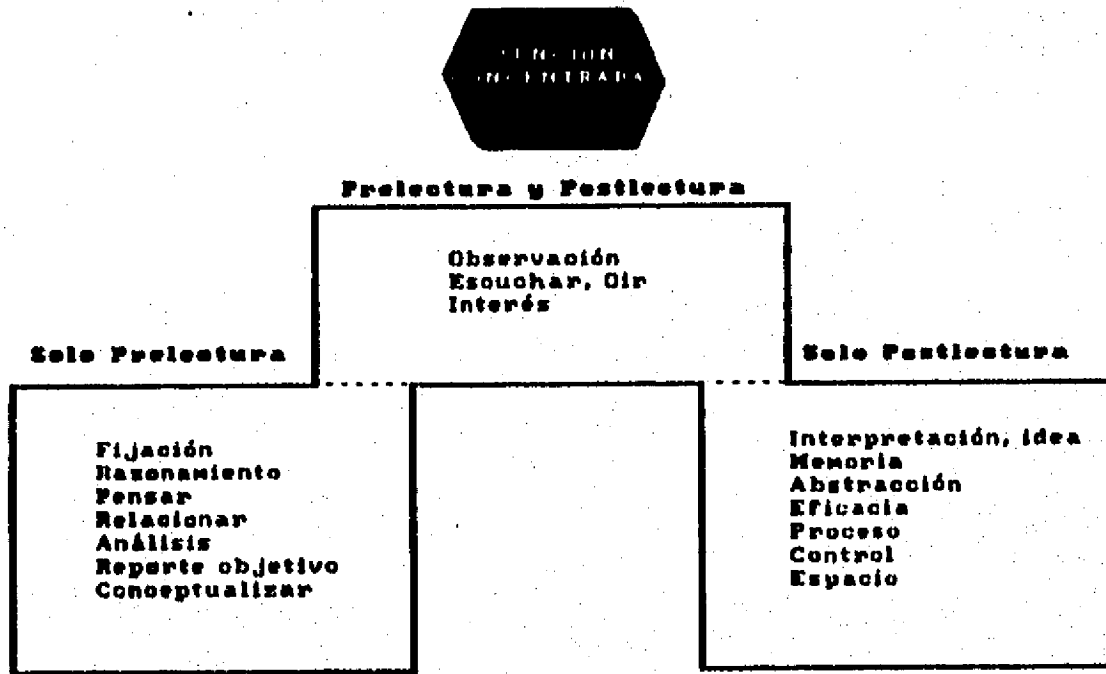
**DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "ATENCIÓN CONCENTRADA" EN LA FASE DE PRELECTURA CON SUJETOS QUE NO TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.**



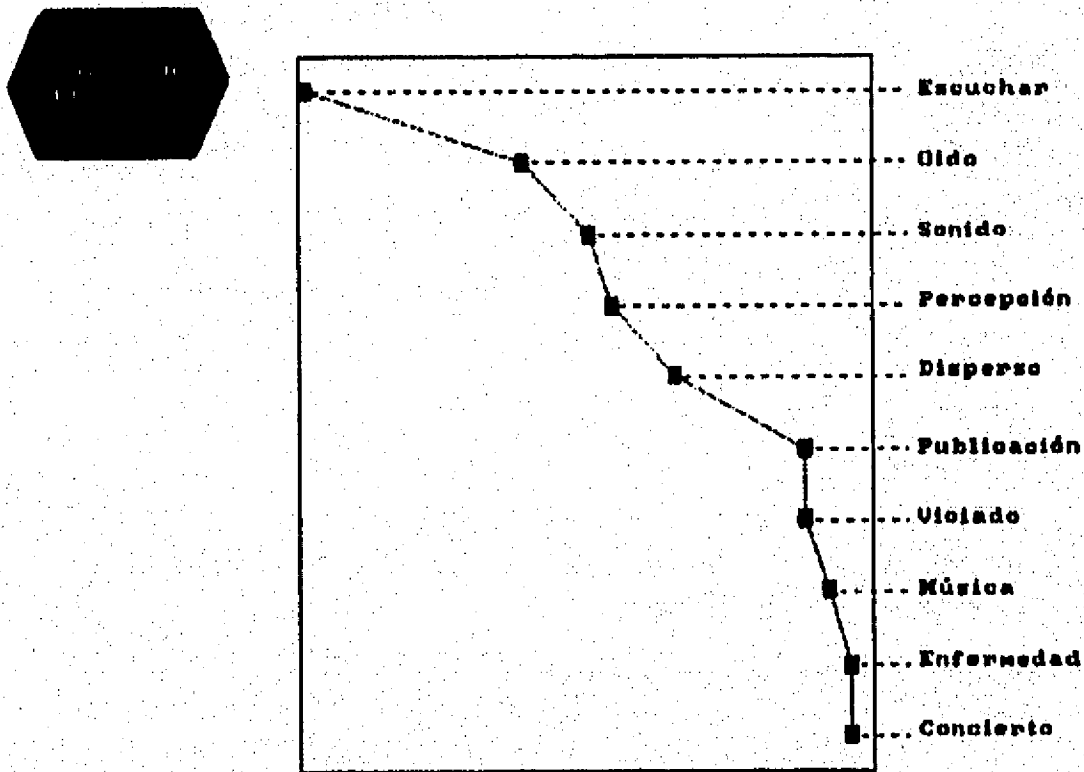
**DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "ATENCIÓN CONCENTRADA" EN LA FASE DE POSTLECTURA CON SUJETOS QUE NO TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS**



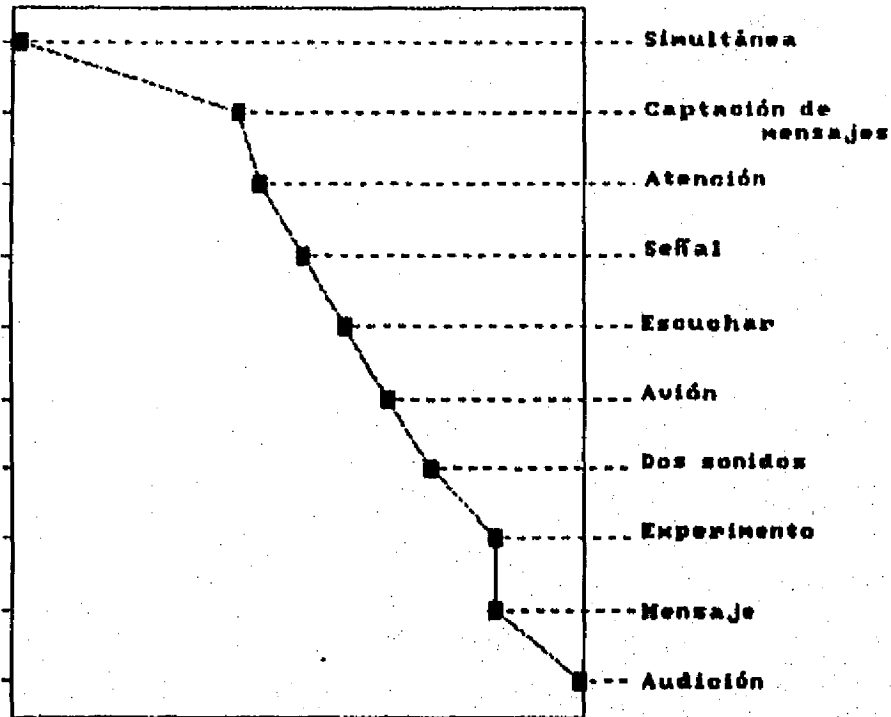
**Definidores del concepto meta en orden categorial, durante la fase experimental en sujetos que no tienen conocimientos previos.**



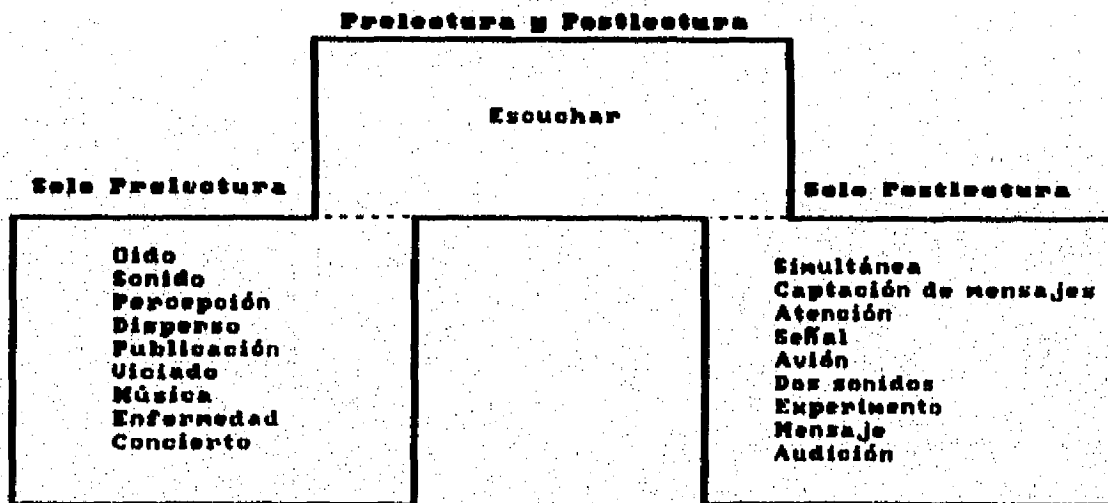
**DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "AUDICION DICOTICA" EN LA FASE DE PRELECTURA CON SUJETOS QUE NO TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.**



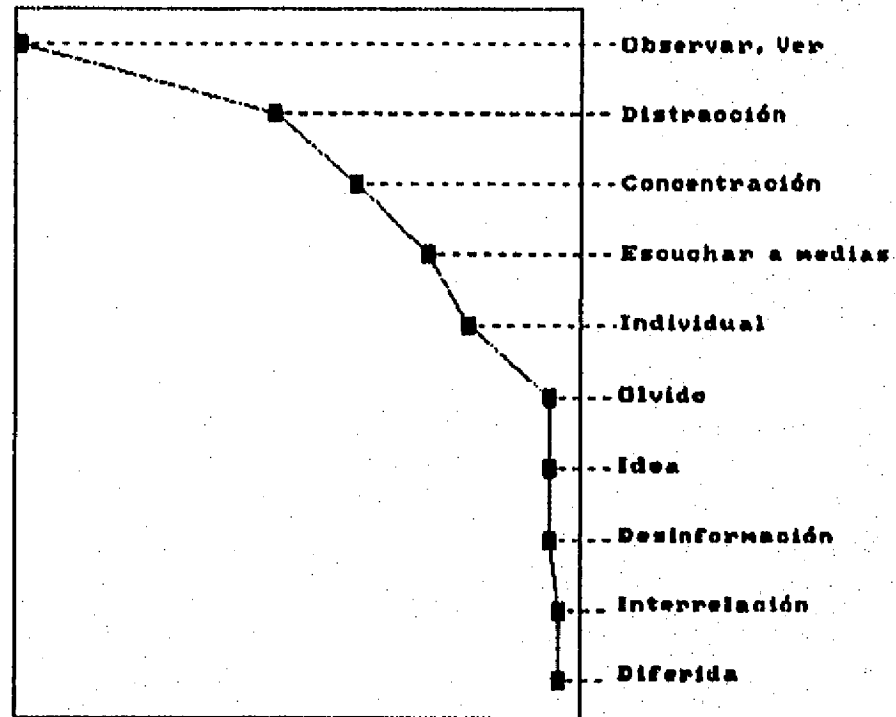
**DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "AUDICION DICOTICA" EN LA FASE DE POSTLECTURA CON SUJETOS QUE NO TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.**



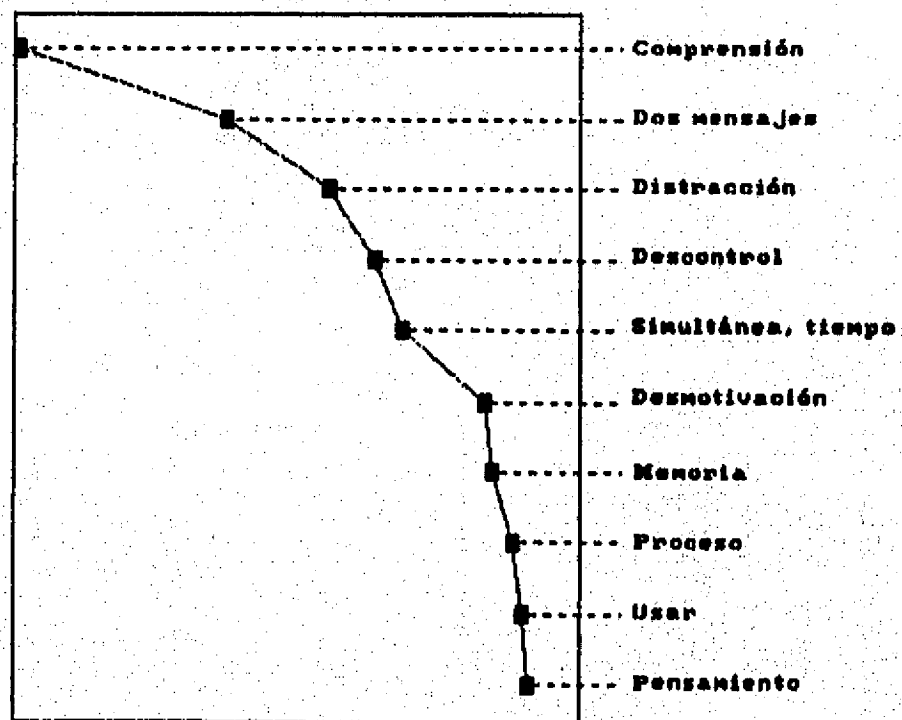
**Definidores del concepto meta en orden categorial, durante la fase experimental en sujetos que no tienen conocimientos previos.**



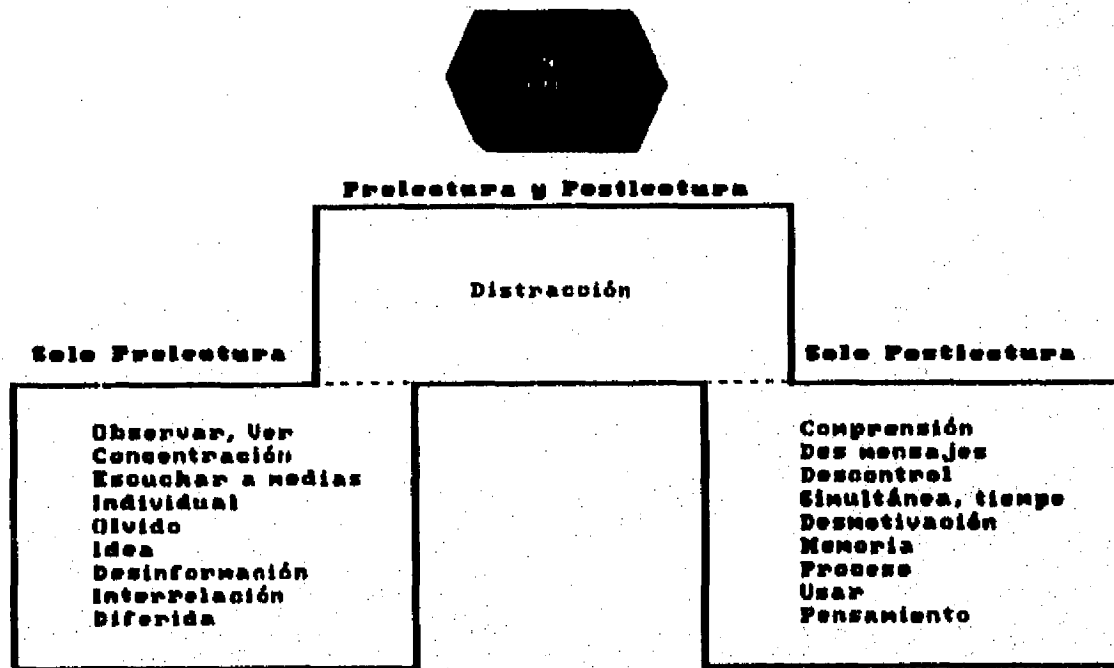
**DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "ATENCIÓN DIVIDIDA" EN LA FASE DE PRELECTURA CON SUJETOS QUE NO TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.**



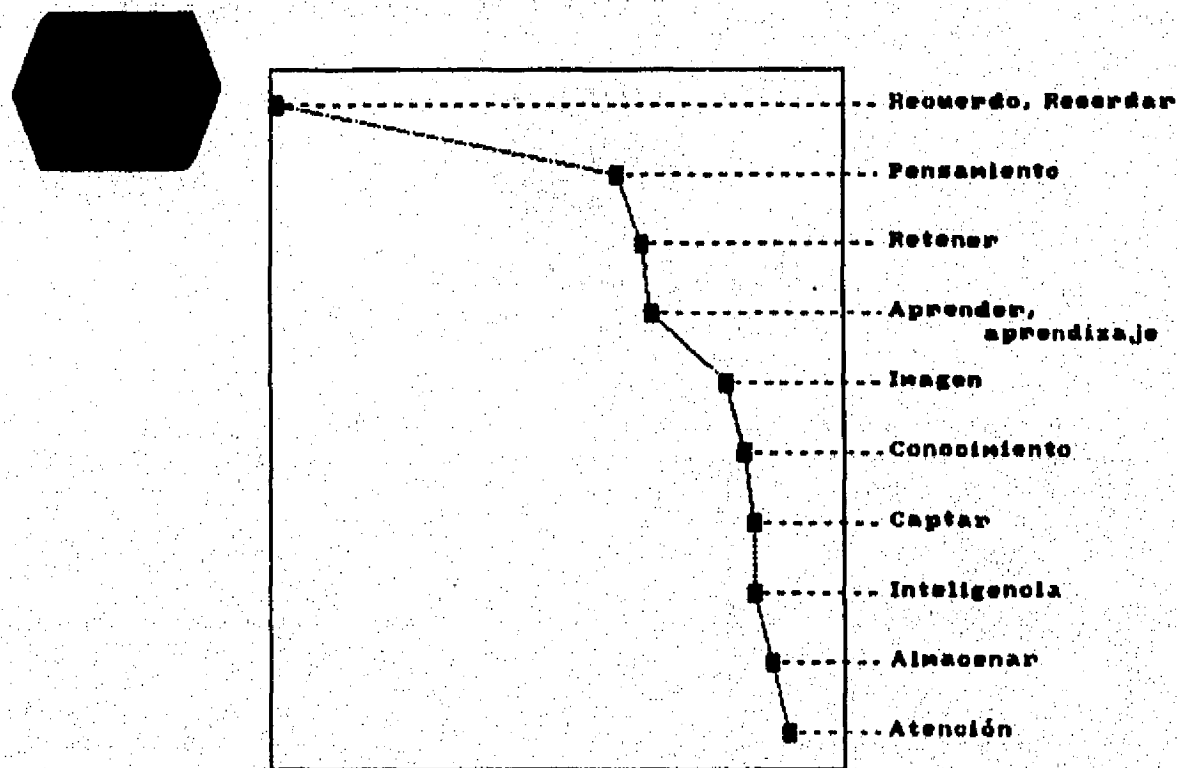
**DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "ATENCIÓN DIVIDIDA" EN LA FASE DE POSTLECTURA CON SUJETOS QUE NO TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.**



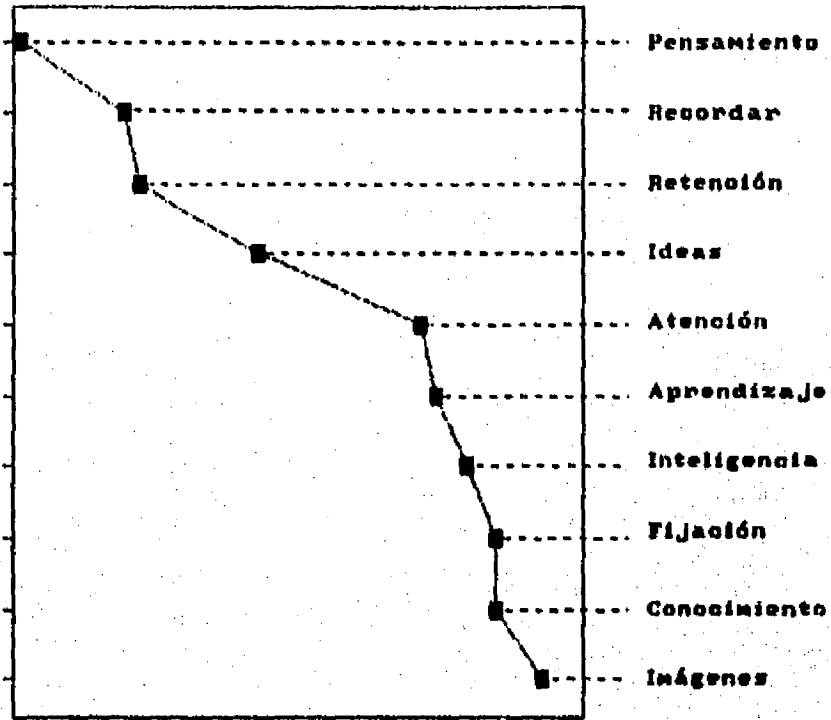
**Definidores del concepto meta en orden categorial, durante la fase experimental en sujetos que no tienen conocimientos previos.**



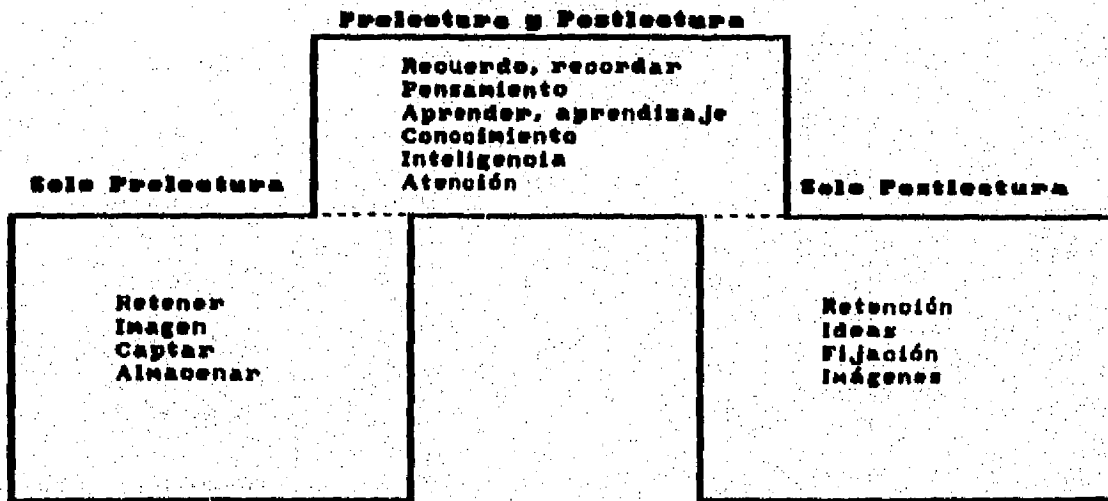
**DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "MEMORIA" EN LA FASE DE PRELECTURA CON SUJETOS QUE NO TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.**



**DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "MEMORIA" EN LA FASE DE POSTLECTURA CON SUJETOS QUE NO TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.**

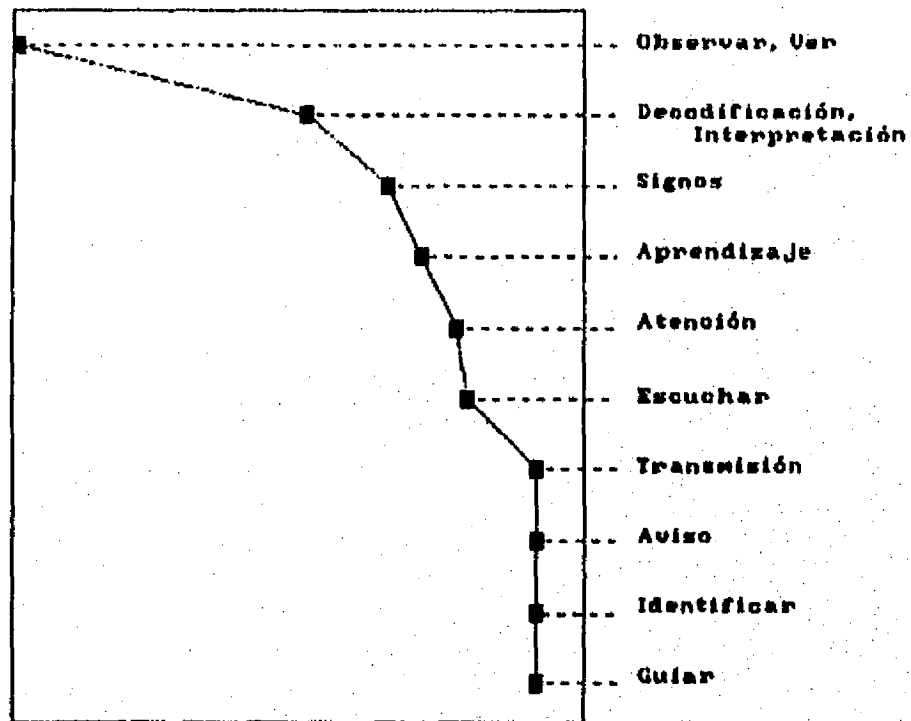


**Definidores del concepto meta en orden categorial, durante la fase experimental en sujetos que no tienen conocimientos previos.**

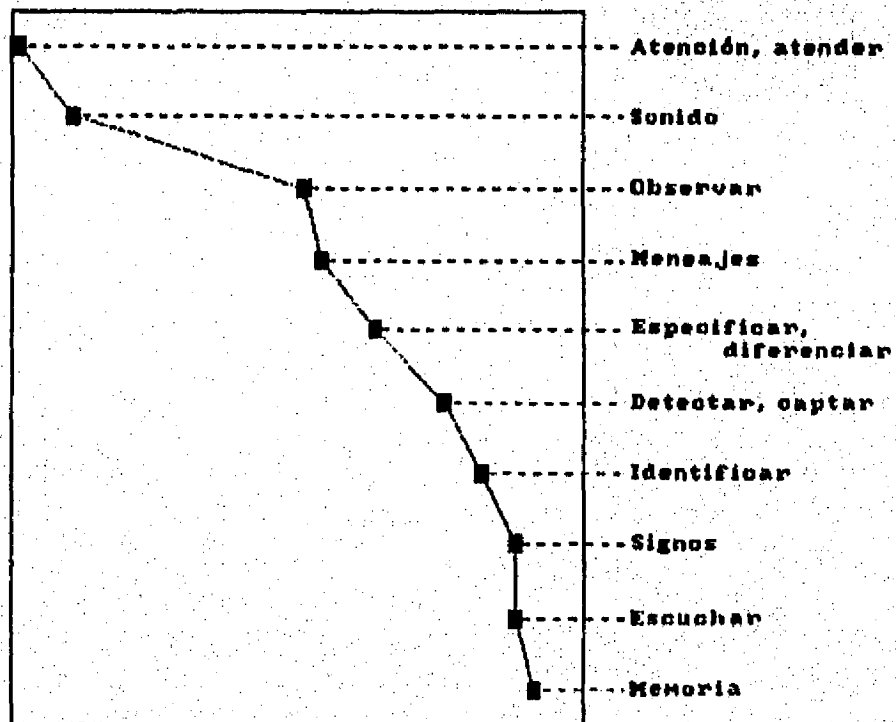




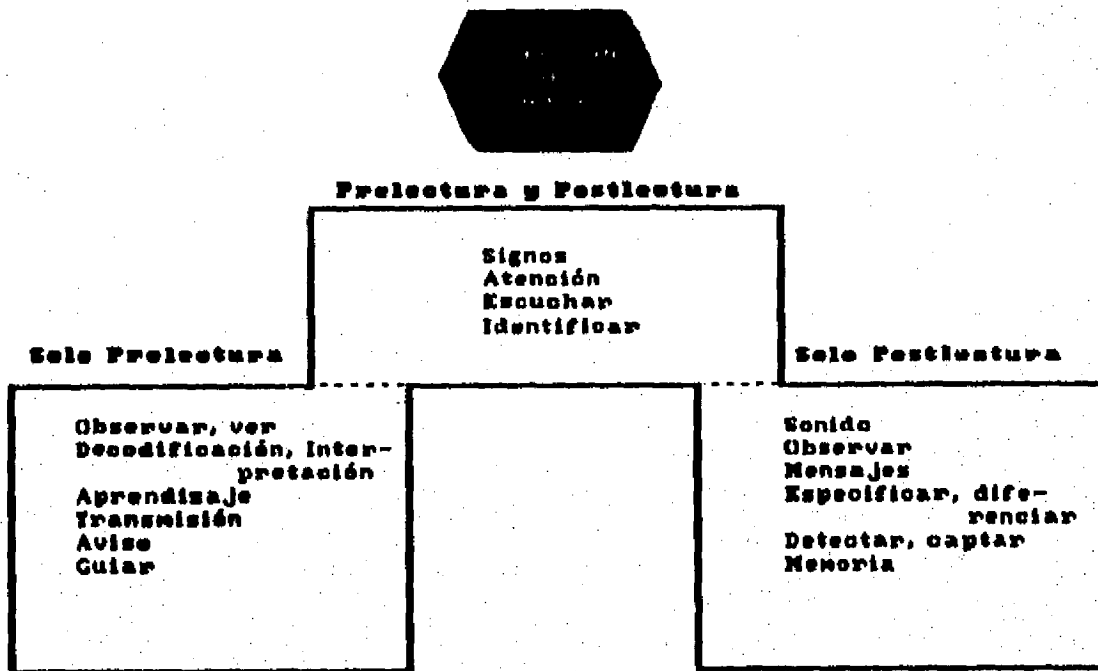
**DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "DETECCION DE SEÑALES" EN LA FASE DE PRELECTURA CON SUJETOS QUE NO TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.**



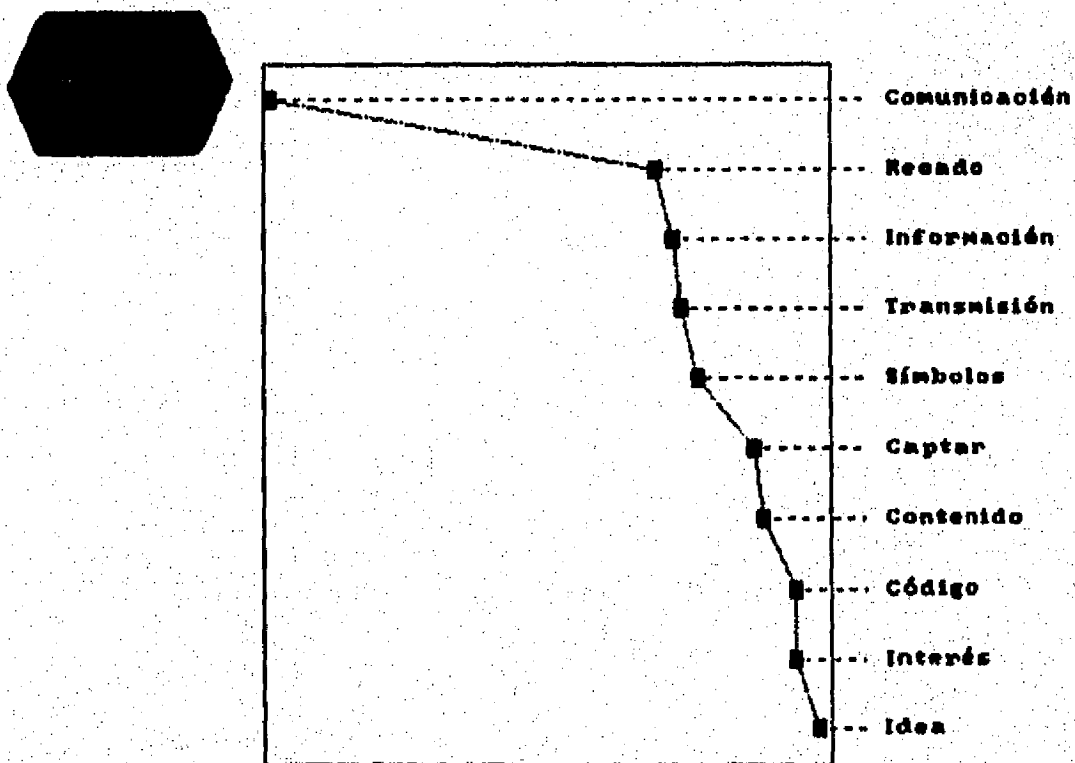
**DISTANCIAS SEMANTICAS DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "DETECCION DE SEÑALES" EN LA FASE DE POSTLECTURA CON SUJETOS QUE NO TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.**



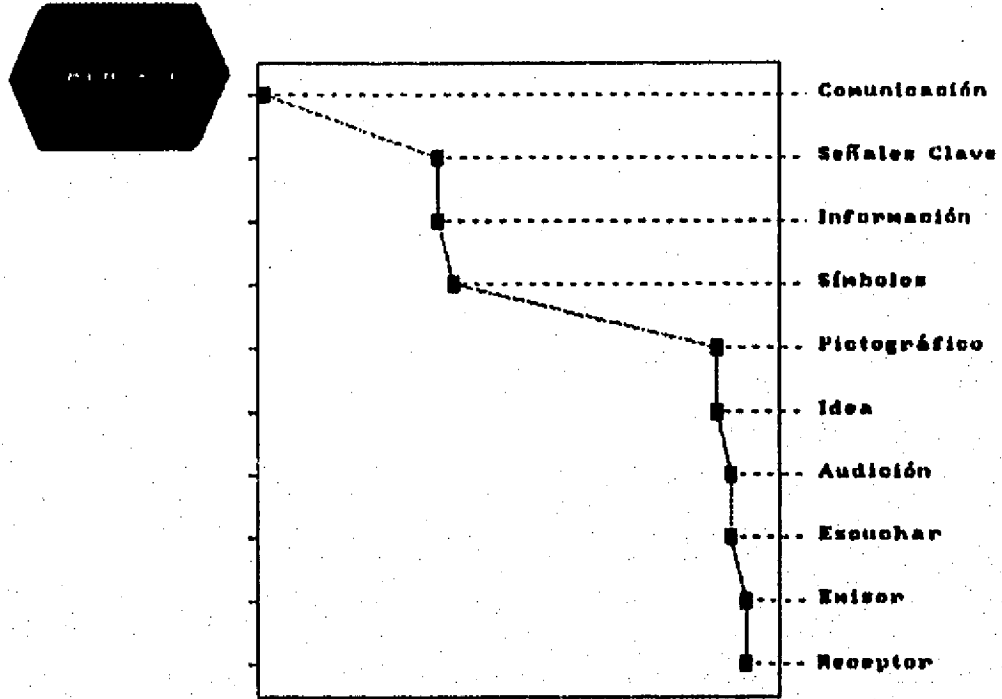
**Definidores del concepto meta en orden categorial, durante la fase experimental en sujetos que no tienen conocimientos previos.**



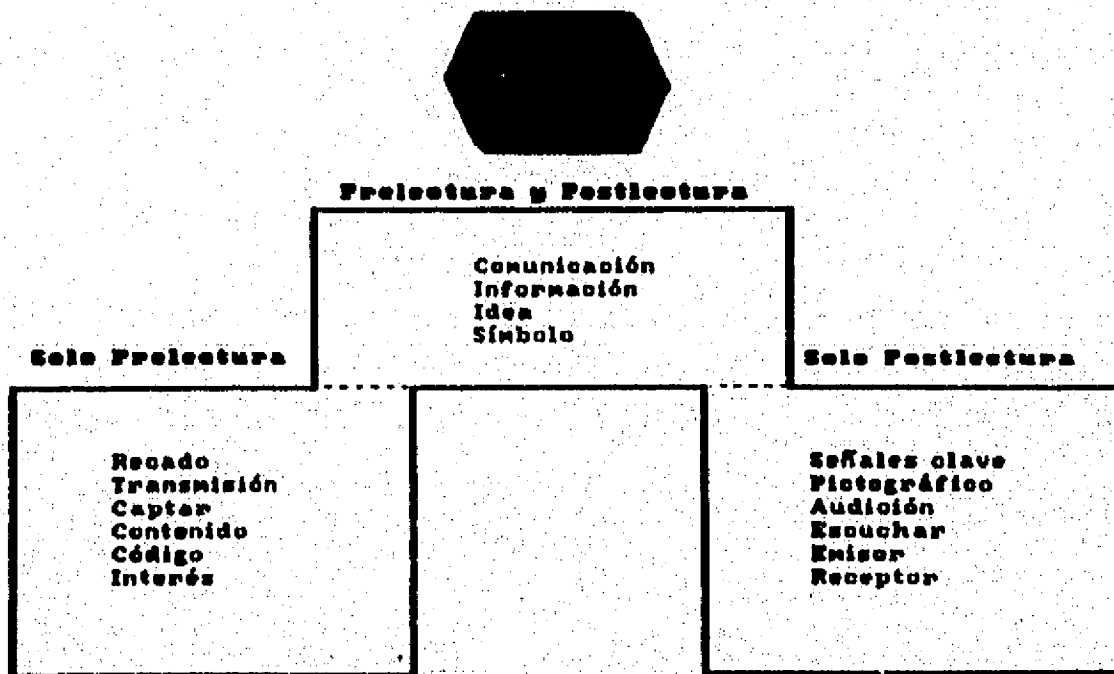
**DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "MENSAJE" EN LA FASE DE PREELECTURA CON SUJETOS QUE NO TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.**



**DISTANCIA SEMANTICA DE LOS DEFINIDORES DEL CONCEPTO "MENSAJE" EN LA FASE DE POSTLECTURA CON SUJETOS QUE NO TIENEN CONOCIMIENTOS PREVIOS.**



**Definidores del concepto meta en orden categorial, durante la fase experimental en sujetos que no tienen conocimientos previos.**



**ANEXO No. 5**  
**LISTADO DE CONCEPTOS A DEFINIR Y DEFINIDORES**  
**MATRIZ BINARIA DE LA RED**

TABLA 18

CONCEPTOS A DEFINIR Y DEFINIDORES NO REPETIDOS QUE CONJUNTAN LAS CONDICIONES PRE Y POSTLECTURA Y QUE SIRVEN DE BASE A LA MATRIZ DE ENTRADA DE LAS REDES NATURALES.

1	Almacen, Almacena, Almacenar, Guardar	25	Fijar, Fijación	65	Código
2	Aprendizaje	26	Focalizada	66	Concierto
3	Atención, Atender	27	Función auditiva, Proceso auditivo	67	Conocimiento
4	ATENCIÓN CONCENTRADA	28	Grabar	68	Contenido
5	ATENCIÓN DIVIDIDA	29	Hablar, hablando	69	Control
6	AUDICIÓN DICOTICA, Discriminación-dicot.	30	Idea	70	Descontrol
7	Carta	31	Identificar, Identificación	71	Desinformación
8	Cerebral, Cerebro	32	Independiente	72	Desmotivación
9	Compartir, repartir	33	Información, Información importante	73	Disperso
10	Comprender, Comprensión	34	Lenguaje	74	Distracción
11	Comunicación	35	MEMORIA	75	Eficacia
12	Concentración	36	Memoria a corto plazo	76	Enfermedad
13	DETECCIÓN DE SEÑALES	37	Memoria icónica	77	Espacio
14	Detectar, Detección	38	Memoria a largo plazo	78	Experimento
15	Diferenciación, Diferenciar	39	MENSAJE	79	Individual
16	Diferentes cosas, Varias cosas, dos cosas	40	Mente, Mental	80	Imagen (es)
	Objetos diferentes	41	Ojos, Vista	81	Inteligencia
17	Discriminación, Discriminar	42	Observar, Observación	82	Interés
	No discriminación, Discriminación máxima	43	Oído, Oídos	83	Música
18	Dispuesto, Listo, Preparado	44	Palabra, Palabras, Verbal	84	Divido
	Dividida, Dividir, División	45	Pensar, pensamiento	85	Publicación
19	Dos	46	Percepción, Percibir	86	Razonamiento
20	Emisor	47	Presencia	87	Recado
21	Escuchar, Oír	48	Presentar	88	Relacionar, Interrelación
22	Estímulo, Un Estímulo	49	Procesar, Proceso (s), Proceso cognitivo	89	Reporte objetivo
	Estímulo importante	50	Receptor, Receptores	90	Simultánea, Tiempo
23	Estímulos, Estímulos diferentes,	51	Recordar, Recuerdo, Recuperar	91	Transmisión
	Estímulos simultáneos, Dos estímulos,	52	Respuesta	92	Viciado
24	Sonidos simultáneos, Estímulos auditivos,	53	Retención, Retener	93	Conceptualizar
	Estímulos simultáneos temáticos,	54	Ruido	94	Diferido
	Diferentes mensajes	55	Selectividad, Selección	95	Usar
		56	Señal	96	Pictográfico
		57	Significado, Significativo	97	Gular
		58	Simbolismo, Símbolos		
		59	Sonido, Sonidos		
		60	Umbral, Umbrales		
		61	Abstracción		
		62	Análisis		
		63	Avión		
		64	Aviso		

MATRIZ BINARIA DE REDES NATURALES  
1 RED NEURONAL DE 30 COLUMNAS (INP/OUT) Y 20 OCULTAS  
1 GRUPO 1 PRE CON

1 RENGLON 1 ATENCION CONCENTRADA  
000001000000001001010100010100001100110  
000001000001010000101100010100001100110  
000001000110000000110010010100001100110  
000001000111011010101100010100001100110  
000001000111011001011010010100001100110  
000001001001000010100100010100001100110  
000001001010111010110000010100001100110  
000001001010111001111100010100001100110  
000001001010111010101000010100001100110  
0000010010110000111010010100001100110

1 RENGLON 2 AUDICION DICOTICA  
000001100000001000101100010000000110110  
000001100011111001010110010000000110110  
000001100101000001110110010000000110110  
000001100101011001011100010000000110110  
000001100110101010010010010000000110110  
000001101000111010101010010000000110110  
000001101000111010111000010000000110110  
000001101001010010100110010000000110110  
000001101001101010011000010000000110110  
000001101001101010011000010000000110110

1 RENGLON 3 ATENCION DIVIDIDA  
000001010000001001010100010100001100110  
000001010101001010010100010100001100110  
000001010110110000011000010100001100110  
000001011000010000101100010100001100110  
000001011001000010011110010100001100110  
00000101101010101010101000010100001100110  
000001011010101000111100010100001100110  
000001011010101010001110010100001100110  
000001011010111010110000010100001100110  
00000101101011101011100010100001100110

1 RENGLON 4 MEMORIA  
001000110000001001100110011000001100110  
001000110110111001011010011000001100110  
001000110111011001101010011000001100110  
001000110111000000100011000001100110  
00100011100011001101010000011000001100110  
001000111001010010000110011000001100110  
001000111001100000010100011000001100110  
0010001110011000101000100011000001100110  
0010001110011000101000100011000001100110  
0010001110011100000010011000001100110  
00100011101000100000110011000001100110

1 RENGLON 5 DETECCION DE SEÑALES  
000011010000001001010100011100001010110  
000011010101111000010100011100001010110  
000011010111011001110100011100001010110  
00001101100001000000100011100001010110  
00001101100011000000110011100001010110  
000011011001000000101100011100001010110  
000011011010011010110110011100001010110  
0000110110100110101000000011100001010110  
00001101101001101000000011100001010110  
00001101101001100011110011100001010110

1 RENGLON 6 MENSAJE  
001001110000001000010110011000001110110  
001001110111110010101110011000001110110  
001001111000001001000010011000001110110  
001001111000010010110110011000001110110  
00100111100010001110100011000001110110  
0010011110011000010100011000001110110  
00100111100111010001000011000001110110  
00100111100111010001000011000001110110  
00100111101010001000010011000001110110  
001001111010100010100100011000001110110  
0010011110110000011100011000001110110

1 GRUPO 3 PRE SIN  
1 RENGLON 1 ATENCION CONCENTRADA

000001000000001001010100010100001100101  
000001000001010000101100010100001100101  
000001000110000000110010010100001100101  
000001000111011010101100010100001100101  
000001000111011001011010010100001100101  
000001001001000010100100010100001100101  
000001001010111010110000010100001100101  
000001001010111001111100010100001100101  
0000010010111010101000010100001100101  
000001001011100010111010010100001100101

1 RENGLON 2 AUDICION DICOTICA  
000001100000001000101100010000000110101  
000001100011111001010110010000000110101  
000001100101000001110110010000000110101  
000001100101011001011100010000000110101  
000001100110101010010010010000000110101  
000001101000111010101010010000000110101  
000001101000111010111000010000000110101  
000001101001010010100110010000000110101  
000001101001101010011000010000000110101  
000001101001101010011000010000000110101

1 RENGLON 3 ATENCION DIVIDIDA  
000001010000001001010100010100001100101  
000001010101001010010100010100001100101  
000001010110110000011000010100001100101  
000001011000010000101100010100001100101  
000001011001000010011110010100001100101  
00000101101010101010101000010100001100101  
000001011010101000111100010100001100101  
000001011010101010001110010100001100101  
000001011010111010110000010100001100101  
00000101101011101011100010100001100101

1 RENGLON 4 MEMORIA  
001000110000001001100110011000001100101  
001000110110111001011010011000001100101  
001000110111011001101010011000001100101  
001000110111000000100011000001100101  
00100011100011001101010000011000001100101  
001000111001010010000110011000001100101  
001000111001100000010100011000001100101  
0010001110011000101000100011000001100101  
0010001110011000101000100011000001100101  
0010001110011100000010011000001100101  
00100011101000100000110011000001100101

1 RENGLON 5 DETECCION DE SEÑALES  
000011010000001001010100011100001010101  
000011010101111000010100011100001010101  
000011010111011001110100011100001010101  
00001101100001000000100011100001010101  
00001101100011000000110011100001010101  
000011011001000000101100011100001010101  
000011011010011010110110011100001010101  
0000110110100110101000000011100001010101  
00001101101001101000000011100001010101  
00001101101001100011110011100001010101

1 RENGLON 6 MENSAJE  
001001110000001000010110011000001110101  
001001110111110010101110011000001110101  
001001111000001001000010011000001110101  
001001111000010010110110011000001110101  
00100111100010001110100011000001110101  
0010011110011000010100011000001110101  
00100111100111010001000011000001110101  
00100111100111010001000011000001110101  
00100111101010001000010011000001110101  
001001111010100010100100011000001110101  
0010011110110000011100011000001110101

IGRUPO 2 POS CON

IRENGLON 1

000001010000001000110000011111000111010
000001010001111001000110011111000111010
000001010011011001100010011111000111010
00000101001101100000110011111000111010
000001010100011000001100011111000111010
00000101011011000011000011111000111010
000001010111000000100010011111000111010
00000101011101100100110011111000111010
000001011001011001011100011111000111010
00000101100101100000100011111100111010

IRENGLON 2

001000110000001001100010011100010011010
00100011001101100100000010011100010011010
00100011010101000000110011100010011010
001000110111100001000010011100010011010
001000111000110001100110011100010011010
001000111001110000010000011100010011010
001000111010001001101010011100010011010
001000111010011000000100011100010011010
001000111010011001011000011100010011010
00100011101101010000100010011100010011010

IRENGLON 3

000001000000001000101110100010001001010
000001000010111001100010100010001001010
000001000100100000000110100010001001010
00000100011010000011000100010001001010
000001000111010001000110100010001001010
000001000111100000100010100010001001010
00000100011110000010100100010001001010
000001001000000000110010100010001001010
000001001001111001011100100010001001010
000001001001111000110100100010001001010

IRENGLON 4

000001100000001000000110100001001011010
000001100100110000100110100001001011010
00000110011001100100001110100001001011010
000001101000011000101100100001001011010
00000110100001100100000100001001011010
000001101000011000110000100001001011010
00000110100010100001010100001001011010
000001101000101001011100100001001011010
000001101000111001000110100001001011010
000001101000111000110000100001001011010

IRENGLON 5

000011010000001000000110100011001101010
000011010111010001100010100011001101010
000011011000101001000110100011001101010
000011011000110001011100100011001101010
0000110110001100001111000100011001101010
00001101100100001100100100011001101010
00001101100100001100100100011001101010
000011011001010001011000100011001101010
00001101100101000101110100011001101010
00001101101000001010010100011001101010

IRENGLON 6

001001110000001000010110101000000111010
001001110010010001000010101000000111010
001001110101000001000110101000000111010
00100111011010000101110101000000111010
0010011101110100011000101000000111010
001001111000000000000110101000000111010
0010011110000000001110010101000000111010
001001111000010000011100101000000111010
001001111000010000011100101000000111010
001001111000010000011100101000000111010

IGRUPO 4 POS SIN

IRENGLON 1

000001010000001000010100011100010001001
000001010100101000110000011100010001001
00000101011000010010100011100010001001
000001010111110100001100011100010001001
000001011000101010110100011100010001001
000001011010011010010000011100010001001
000001011010100001000110011100010001001
000001011011000001100010011100010001001
000001011011000001100010011100010001001
000001011011001010111100011100010001001
000001011011011001011010011100010001001

IRENGLON 2

001000110000001001011010011000001001001
001000110001110001100110011001000001001001
001000110010000001101010011000001001001
00100011001110000111100011000001001001
001000110110010000000110011000001001001
001000110110100000000100011000001001001
00100011011000010100010011000001001001
00100011011101000110010011000001001001
00100011011101000110010011000001001001
001000110111010000110011000001001001
00100011100001010100000011000001001001

IRENGLON 3

000001000000001000010100011000000111001
00000100000110001010100011000000111001
000001000100100000011001000110010000011001
000001000110000010100100011000000111001
000001000111001001111010011000000111001
000001000111100000101100011000000111001
00000100010000000010010110011000000111001
000001001001101001100010011000000111001
000001001001101010001010011000000111001
000001001001101010011010011000000111001

IRENGLON 4

000001100000001010110100011101000111001
000001100011011000010100011101000111001
000001100011110000000110011101000111001
000001100100011001110000011101000111001
000001100101001001001100011101000111001
00000110010110001111110011101000111001
0000011001100110001110000011101000111001
0000011001110100011100011101000111001
0000011001110100011100011101000111001
0000011001110100011100011101000111001

IRENGLON 5

000011010000001000000110011100000111001
000011010001000001110110011100000111001
000011010100100001010100011100000111001
000011010100110001001110011100000111001
000011010101101000011110011100000111001
000011010110101000010100011100000111001
000011010111010000111110011100000111001
00001101011110001110100011100000111001
0000110101111000101100011100000111001
000011010111100000010001110011100000111001

IRENGLON 6

001001110000001000010110010110000111001
001001110011000001110000010110000111001
001001110011000001000010010110000111001
001001110011010001110100010110000111001
0010011101111001100000010110000111001
0010011101110000111100010110000111001
001001111000000000000110101000000111001
001001111000000000101100010110000111001
0010011110000100000101010010110000111001
0010011110000100000100100010110000111001

**ANEXO No. 6**  
**VALORES DE LA RED OBTENIDOS DURANTE EL**  
**APRENDIZAJE**



Title: DIAGNOSTICADOR NEUROCOMPUTACIONAL (convergencia a 0.01)

Display Mode: Network Type: Auto-Associative

Display Style: redes

Control Strategy: backprop L/R Schedule: backpro2

33468 Learn 0 Recall 0 Layer  
4 Aux 1 0 Aux 2 0 Aux 3

L/R Schedule: backpro2

Recall Step	1	0	0	0	0
Input	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Firing Density	100.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Gain	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Modifier	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Learn Step	5000	0	0	0	0
Coefficient 1	0.9000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Coefficient 2	0.6000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Coefficient 3	0.2000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

IO Parameters

Learn Data: File Rand. (redtot) Binary

Recall Data: File Seq. (redtot) Result File: Output

UserIO Program: userio

I/P Ranges: 0.0000, 1.0000

O/P Ranges: 0.0000, 1.0000

I/P Start Col: 1 O/P Start Col: 40

MinMax Table: default # entries: 0

LAYER: INPUT

PEs: 1 Sum: Sum  
Spacing: 5 F' offset: 0.00 Transfer: Linear  
Shape: Square Output: Direct  
Scale: 1.00 Low Limit: 0.00 Error Func: standard  
Offset: 0.00 High Limit: 9999.00 Learn: -None-  
Init Low: -0.100 Init High: 0.100 L/R Schedule: (Network)  
Winner 1: None Winner 2: None

PE: Bias  
1.000 Error Factor Sum: Sum  
0.000 Sum 1.000 Transfer Transfer: Linear  
0 Weights -720.646 Error Error Error  
0.000 Output  
0.000 Current Error

PEs: 39 Sum: Sum  
Spacing: 3 F' offset: 0.00 Transfer: Linear  
Shape: Square Output: Direct  
Scale: 1.00 Low Limit: -9999.00 Error Func: standard  
Offset: 0.00 High Limit: 9999.00 Learn: -None-  
Init Low: -0.100 Init High: 0.100 L/R Schedule: (Network)  
Winner 1: None Winner 2: None

PE: 2 1.000 Error Factor Sum: Sum  
0.000 Sum 0.000 Transfer Transfer: Linear  
0 Weights 0.000 Error Error Error  
0.000 Output  
0.000 Current Error

PE: 3 1.000 Error Factor Sum: Sum  
0.000 Sum 0.000 Transfer Transfer: Linear  
0 Weights 0.000 Error Error Error  
0.000 Output  
0.000 Current Error

PE: 4 1.000 Error Factor Sum: Sum  
0.000 Sum 0.000 Transfer Transfer: Linear  
0 Weights 0.000 Error Error Error  
0.000 Output  
0.000 Current Error

PE: 5 1.000 Error Factor Sum: Sum  
0.000 Sum 0.000 Transfer Transfer: Linear  
0 Weights 0.000 Error Error Error  
0.000 Output  
0.000 Current Error

PE: 6 1.000 Error Factor Sum: Sum  
0.000 Sum 0.000 Transfer Transfer: Linear  
0 Weights 0.000 Error Error Error  
0.000 Output  
0.000 Current Error

PE: 7 1.000 Error Factor Sum: Sum  
1.000 Sum 1.000 Transfer Transfer: Linear  
0 Weights 0.000 Error Error Error  
1.000 Output  
0.000 Current Error

PE: 8 1.000 Error Factor Sum: Sum  
0.000 Sum 0.000 Transfer Transfer: Linear  
0 Weights 0.000 Error Error Error  
0.000 Output  
0.000 Current Error

PE: 9 1.000 Error Factor Sum: Sum  
0.000 Sum 0.000 Transfer Transfer: Linear  
0 Weights 0.000 Error Error Error  
0.000 Output  
0.000 Current Error

PE: 10 1.000 Error Factor Sum: Sum  
0.000 Sum 0.000 Transfer Transfer: Linear  
0 Weights 0.000 Error Error Error  
0.000 Output  
0.000 Current Error



PE: 37	1.000 Error Factor		
	1.000 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	0 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 38	1.000 Error Factor		
	0.000 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	0 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 39	1.000 Error Factor		
	0.000 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	0 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 40	1.000 Error Factor		
	1.000 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	0 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error

**LAYER: OCULTA**

PEs: 20	Sum: Sum
Spacing: 3	Transfer: Sigmoid
Shape: Square	Output: Direct
Scale: 1.00	Error Func: standard
Low Limit: -9999.00	Learn: Delta-Rule
Offset: 0.00	L/R Schedule: (Network)
High Limit: 9999.00	Winner 2: None
Init Low: -0.100	
Init High: 0.100	
Winner 1: None	

PE: 41	1.000 Error Factor		
	-10.064 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 42	1.000 Error Factor		
	22.987 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 43	1.000 Error Factor		
	-19.291 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 44	1.000 Error Factor		
	-13.103 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 45	1.000 Error Factor		
	26.162 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 46	1.000 Error Factor		
	21.698 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 47	1.000 Error Factor		
	15.549 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 48	1.000 Error Factor		
	-12.530 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 49	1.000 Error Factor		
	15.797 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 50	1.000 Error Factor		
	12.459 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 51	1.000 Error Factor		
	16.762 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 52	1.000 Error Factor		
	-7.137 Sum	0.001 Transfer	0.001 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 53	1.000 Error Factor		
	8.407 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 54	1.000 Error Factor		
	-22.757 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 55	1.000 Error Factor		
	21.220 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 56	1.000 Error Factor		
	-21.116 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 57	1.000 Error Factor		
	24.030 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error

PE: 58	1.000 Error Factor		
4.261 Sum	0.986 Transfer	0.986 Output	
40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 59	1.000 Error Factor		
6.035 Sum	0.998 Transfer	0.998 Output	
40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 60	1.000 Error Factor		
14.422 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output	
40 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	

LAYER: SALIDA

PEs: 39		Sum: Sum
Spacing: 3	F' offset: 0.00	Transfer: Sigmoid
Shape: Square		Output: Direct
Scale: 1.00	Low Limit: -9999.00	Error Func: standard
Offset: 0.00	High Limit: 9999.00	Learn: Delta-Rule
Init Low: -0.100	Init High: 0.100	L/R Schedule: (Network)
Winner 1: None		Winner 2: None

PE: 61	1.000 Error Factor		
-7.708 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 62	1.000 Error Factor		
-7.722 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 63	1.000 Error Factor		
-18.809 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 64	1.000 Error Factor		
-7.767 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 65	1.000 Error Factor		
-25.252 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 66	1.000 Error Factor		
23.029 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 67	1.000 Error Factor		
-2.155 Sum	0.104 Transfer	0.104 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 68	1.000 Error Factor		
-13.291 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 69	1.000 Error Factor		
-23.137 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 70	1.000 Error Factor		
11.959 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 71	1.000 Error Factor		
19.725 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 72	1.000 Error Factor		
-2.040 Sum	0.115 Transfer	0.115 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 73	1.000 Error Factor		
-4.596 Sum	0.010 Transfer	0.010 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 74	1.000 Error Factor		
-13.984 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 75	1.000 Error Factor		
-3.843 Sum	0.021 Transfer	0.021 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 76	1.000 Error Factor		
-7.797 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 77	1.000 Error Factor		
2.373 Sum	0.915 Transfer	0.915 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	
PE: 78	1.000 Error Factor		
-20.086 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output	
21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error	

PE: 79	1.000 Error Factor		
	17.053 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
PE: 80	1.000 Error Factor		
	-14.650 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 81	1.000 Error Factor		
	-14.194 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 82	1.000 Error Factor		
	13.195 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 83	1.000 Error Factor		
	-7.983 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 84	1.000 Error Factor		
	-7.537 Sum	0.001 Transfer	0.001 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 85	1.000 Error Factor		
	-10.775 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 86	1.000 Error Factor		
	10.771 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 87	1.000 Error Factor		
	2.449 Sum	0.920 Transfer	0.920 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 88	1.000 Error Factor		
	-2.898 Sum	0.052 Transfer	0.052 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 89	1.000 Error Factor		
	-5.520 Sum	0.004 Transfer	0.004 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 90	1.000 Error Factor		
	-2.592 Sum	0.070 Transfer	0.070 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 91	1.000 Error Factor		
	-7.728 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 92	1.000 Error Factor		
	-12.402 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 93	1.000 Error Factor		
	-17.426 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 94	1.000 Error Factor		
	7.106 Sum	0.999 Transfer	0.999 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 95	1.000 Error Factor		
	7.983 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 96	1.000 Error Factor		
	11.547 Sum	1.000 Transfer	1.000 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 97	1.000 Error Factor		
	-11.889 Sum	0.000 Transfer	0.000 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 98	1.000 Error Factor		
	-6.405 Sum	0.002 Transfer	0.002 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error
PE: 99	1.000 Error Factor		
	6.818 Sum	0.999 Transfer	0.999 Output
	21 Weights	0.000 Error	0.000 Current Error

**ANEXO No. 7**  
**PRUEBAS DE RECUERDO**

Tabla No. 19

PRUEBA DE RECUERDO EN ESTUDIANTES DE PESCO 1  
DEL MICROCOMPUTADOR DE PUNOS NATIONALES

ATENCIÓN CONCENTRADA		ATENCIÓN DIVIDIDA		MEMORIA		DETECCIÓN DE SEÑALES		MENSAJE		ATENCIÓN DIVIDIDA	
ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO
0.0000	0.0009	0.0000	0.0048	0.0000	0.0019	0.0000	0.0177	0.0000	0.0052	0.0000	0.0010
0.0000	0.0009	0.0000	0.0049	0.0000	0.0017	0.0000	0.0103	0.0000	0.0055	0.0000	0.0009
0.0000	0.0075	0.0000	0.0360	0.0000	0.0137	0.0000	0.0977	0.0000	0.0396	0.0000	0.0316
0.0000	0.0009	0.0000	0.0046	0.0000	0.0016	0.0000	0.0150	0.0000	0.0059	0.0000	0.0009
0.0000	0.0176	0.0000	0.0060	0.0000	0.0104	0.0000	0.0040	0.0000	0.0444	0.0000	0.0009
1.0000	0.9997	1.0000	0.9999	1.0000	0.9997	0.0000	0.0489	1.0000	0.9467	1.0000	0.9776
0.0000	0.0501	1.0000	0.9999	0.0000	0.0285	1.0000	0.9996	0.0000	0.0296	1.0000	0.9999
0.0000	0.1219	0.0000	0.0047	1.0000	0.0300	1.0000	0.9995	1.0000	0.9970	1.0000	0.9999
0.0000	0.1430	0.0000	0.0518	0.0000	0.0791	0.0000	0.0359	0.0000	0.0022	0.0000	0.0750
0.0000	0.1152	0.0000	0.0322	1.0000	0.0571	1.0000	0.9763	1.0000	0.9971	0.0000	0.1081
0.0000	0.0431	1.0000	0.9719	0.0000	0.0338	1.0000	0.9844	0.0000	0.0445	0.0000	0.0093
1.0000	0.9911	1.0000	0.8353	1.0000	0.9677	0.0000	0.1776	1.0000	0.9747	0.0000	0.0011
0.0000	0.0142	1.0000	0.9778	0.0000	0.0735	1.0000	0.9873	1.0000	0.9350	0.0000	0.0009
1.0000	0.9728	1.0000	0.9896	0.0000	0.0130	1.0000	0.9850	1.0000	0.9739	0.0000	0.0050
0.0000	0.5320	1.0000	0.9943	1.0000	0.9671	1.0000	0.9983	1.0000	0.9889	1.0000	0.9446
0.0000	0.0009	0.0000	0.0041	0.0000	0.0018	0.0000	0.0117	0.0000	0.0073	0.0000	0.0010
0.0000	0.0288	0.0000	0.0134	1.0000	0.1974	0.0000	0.0081	0.0000	0.0080	0.0000	0.0010
0.0000	0.0048	1.0000	0.9937	0.0000	0.0003	1.0000	0.9137	0.0000	0.0241	0.0000	0.0047
1.0000	0.9787	0.0000	0.0579	0.0000	0.0359	0.0000	0.1106	0.0000	0.0001	0.0000	0.0013
0.0000	0.0088	1.0000	0.9946	1.0000	0.9993	1.0000	0.9309	1.0000	0.9280	1.0000	0.9911
1.0000	0.8500	0.0000	0.0019	0.0000	0.1431	1.0000	0.9300	0.0000	0.0084	0.0000	0.0041
1.0000	0.8939	1.0000	0.9933	1.0000	0.9977	0.0000	0.0763	1.0000	0.9997	1.0000	0.9999
0.0000	0.0287	1.0000	0.9778	0.0000	0.0073	1.0000	0.9746	0.0000	0.0000	1.0000	0.9999
0.0000	0.0008	0.0000	0.0047	0.0000	0.0018	0.0000	0.0100	0.0000	0.0042	0.0000	0.0010
0.0000	0.0147	0.0000	0.0043	0.0000	0.0014	0.0000	0.0087	0.0000	0.0108	0.0000	0.0056
1.0000	0.9833	1.0000	0.9899	1.0000	0.9986	1.0000	0.9932	1.0000	0.9831	1.0000	0.9370
0.0000	0.0080	0.0000	0.0142	0.0000	0.0448	1.0000	0.9761	1.0000	0.9914	1.0000	0.9023
1.0000	0.9645	0.0000	0.1530	1.0000	0.1874	0.0000	0.0504	1.0000	0.9814	0.0000	0.0040
0.0000	0.0787	0.0000	0.0036	0.0000	0.0034	0.0000	0.0007	0.0000	0.0015	0.0000	0.0007
0.0000	0.0919	0.0000	0.0372	0.0000	0.0024	0.0000	0.0001	0.0000	0.0707	0.0000	0.0011
0.0000	0.0009	0.0000	0.0092	0.0000	0.0018	0.0000	0.0114	0.0000	0.0050	0.0000	0.0007
0.0000	0.0000	0.0000	0.0006	0.0000	0.0010	0.0000	0.0019	0.0000	0.0277	0.0000	0.0002
1.0000	0.9804	0.0000	0.0554	1.0000	0.9300	1.0000	0.9963	1.0000	0.9248	1.0000	0.9820
1.0000	0.9933	1.0000	0.9989	1.0000	0.9333	1.0000	0.9857	0.0000	0.0149	1.0000	0.9204
0.0000	0.3005	1.0000	0.9899	0.0000	0.0344	0.0000	0.1821	1.0000	0.9864	1.0000	0.9704
0.0000	0.0189	0.0000	0.0036	0.0000	0.0014	0.0000	0.0026	0.0000	0.2343	0.0000	0.0141
1.0000	0.9670	1.0000	0.9963	1.0000	0.9986	1.0000	0.9977	1.0000	0.7589	1.0000	0.9860
1.0000	0.9724	1.0000	0.9347	1.0000	0.9759	1.0000	0.9414	1.0000	0.9510	1.0000	0.9983
0.0000	0.0788	0.0000	0.0643	0.0000	0.0194	0.0000	0.0983	0.0000	0.0767	0.0000	0.0060

ATENCIÓN CONCENTRADA		ADICIÓN DIFÍCIL		MEMORIA		DETECCIÓN DE SEÑALES		MENSAJE		ATENCIÓN DIVIDIDA	
ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO
0.0000	0.0022	0.0000	0.0056	0.0000	0.0101	0.0000	0.0050	0.0000	0.0204	0.0000	0.0078
0.0000	0.0019	0.0000	0.0052	0.0000	0.0124	0.0000	0.0054	0.0000	0.0237	0.0000	0.0086
0.0000	0.0453	1.0000	0.9912	0.0000	0.0055	0.0000	0.0105	0.0000	0.1149	1.0000	0.9954
0.0000	0.0015	0.0000	0.0062	0.0000	0.0097	0.0000	0.0053	0.0000	0.0188	0.0000	0.0087
0.0000	0.0970	0.0000	0.0018	0.0000	0.0315	0.0000	0.0217	1.0000	0.8980	0.0000	0.0533
1.0000	0.9961	0.0000	0.0193	1.0000	0.9852	1.0000	0.9988	1.0000	0.9942	1.0000	0.9474
0.0000	0.3053	1.0000	0.9979	0.0000	0.0547	1.0000	0.9635	0.0000	0.0390	1.0000	0.9997
1.0000	0.9668	1.0000	0.9989	0.0000	0.1062	0.0000	0.0028	1.0000	0.8693	1.0000	0.9847
0.0000	0.0837	0.0000	0.0627	0.0000	0.2057	0.0000	0.1874	0.0000	0.0323	0.0000	0.2511
0.0000	0.0931	0.0000	0.1219	0.0000	0.1251	1.0000	0.5396	1.0000	0.8410	0.0000	0.1246
0.0000	0.0225	1.0000	0.9581	1.0000	0.9967	0.0000	0.0130	1.0000	0.9620	1.0000	0.9184
0.0000	0.0167	1.0000	0.9185	0.0000	0.1188	0.0000	0.0116	1.0000	0.9667	0.0000	0.1711
0.0000	0.0043	0.0000	0.0211	1.0000	0.7041	1.0000	0.9795	0.0000	0.0149	0.0000	0.0586
0.0000	0.0167	1.0000	0.9737	1.0000	0.9909	1.0000	0.9216	1.0000	0.9612	1.0000	0.9317
1.0000	0.9861	1.0000	0.9686	1.0000	0.8748	0.0000	0.0368	0.0000	0.0079	0.0000	0.0141
0.0000	0.0020	0.0000	0.0066	0.0000	0.0085	0.0000	0.0048	0.0000	0.0184	0.0000	0.0079
0.0000	0.0014	0.0000	0.1002	0.0000	0.0007	0.0000	0.0224	0.0000	0.0001	0.0000	0.0001
0.0000	0.0359	0.0000	0.0806	1.0000	0.9698	0.0000	0.0013	1.0000	0.9614	1.0000	0.8912
1.0000	0.8754	0.0000	0.0217	1.0000	0.9669	1.0000	0.8280	1.0000	0.5425	0.0000	0.0216
1.0000	0.9823	0.0000	0.0133	0.0000	0.0777	0.0000	0.0317	0.0000	0.0280	0.0000	0.0147
0.0000	0.0013	0.0000	0.0064	0.0000	0.0303	0.0000	0.0131	0.0000	0.0922	0.0000	0.0633
0.0000	0.2052	0.0000	0.0224	0.0000	0.0216	1.0000	0.9958	0.0000	0.0424	0.0000	0.0348
0.0000	0.0557	1.0000	0.9582	1.0000	0.6797	1.0000	0.8346	1.0000	0.9532	1.0000	0.9919
0.0000	0.0024	0.0000	0.0058	0.0000	0.0092	0.0000	0.0059	0.0000	0.0200	0.0000	0.0088
0.0000	0.0386	0.0000	0.0027	1.0000	0.8413	1.0000	0.9956	1.0000	0.9932	1.0000	0.9896
1.0000	0.9616	1.0000	0.9972	0.0000	0.1571	0.0000	0.0045	0.0000	0.0068	0.0000	0.0103
1.0000	0.9769	1.0000	0.9998	0.0000	0.0013	0.0000	0.0587	0.0000	0.0102	1.0000	0.9474
1.0000	0.9961	1.0000	0.9949	0.0000	0.1193	0.0000	0.0033	0.0000	0.0277	0.0000	0.0002
1.0000	0.8358	0.0000	0.0083	1.0000	0.8834	0.0000	0.0978	1.0000	0.9978	0.0000	0.1350
1.0000	0.9962	0.0000	0.0561	0.0000	0.2951	1.0000	0.9631	1.0000	0.9389	0.0000	0.4327
0.0000	0.0017	0.0000	0.0056	0.0000	0.0127	0.0000	0.0048	0.0000	0.0245	0.0000	0.0089
0.0000	0.0889	1.0000	0.8594	0.0000	0.0054	0.0000	0.0011	0.0000	0.0004	0.0000	0.0014
0.0000	0.0015	0.0000	0.0169	1.0000	0.9915	1.0000	0.9590	1.0000	0.9333	0.0000	0.0586
1.0000	0.9908	0.0000	0.0339	0.0000	0.2057	0.0000	0.0259	1.0000	0.9848	1.0000	0.9866
1.0000	0.9952	1.0000	0.9920	0.0000	0.0004	1.0000	0.9316	0.0000	0.0403	1.0000	0.9991
1.0000	0.9982	1.0000	0.9901	1.0000	0.9490	1.0000	0.9945	1.0000	0.9968	1.0000	0.9987
0.0000	0.0018	0.0000	0.0088	0.0000	0.0505	0.0000	0.0054	0.0000	0.0031	0.0000	0.0012
1.0000	0.9283	1.0000	0.8503	1.0000	0.9676	1.0000	0.9987	1.0000	0.9955	1.0000	0.9782
0.0000	0.0722	0.0000	0.1538	0.0000	0.0321	0.0000	0.0013	0.0000	0.0048	0.0000	0.0220



PRUEBA DE RECUERDO EN ESTUDANTES DE RIESGO 3  
DEL NEUROCOMPUTADOR DE REDES NATURALES

ATENCIÓN DIVIDIDA		MEMORIA		ATENCIÓN CONCENTRADA		AUDICIÓN DICOTICA		DETECCION DE SEÑALES		MENSAJE	
ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO
0.0000	0.0027	0.0000	0.0036	0.0000	0.0007	0.0000	0.0024	0.0000	0.0038	0.0000	0.0023
0.0000	0.0024	0.0000	0.0041	0.0000	0.0007	0.0000	0.0025	0.0000	0.0040	0.0000	0.0026
0.0000	0.0800	1.0000	0.9193	0.0000	0.0017	0.0000	0.0054	0.0000	0.0235	1.0000	0.8835
0.0000	0.0023	0.0000	0.0038	0.0000	0.0006	0.0000	0.0021	0.0000	0.0028	0.0000	0.0020
0.0000	0.0281	0.0000	0.1414	0.0000	0.0042	0.0000	0.0110	1.0000	0.9552	0.0000	0.0033
1.0000	0.8549	0.0000	0.2882	1.0000	1.0000	1.0000	0.9999	1.0000	0.9997	1.0000	0.9958
0.0000	0.0579	1.0000	0.7860	0.0000	0.1896	1.0000	0.8328	0.0000	0.0097	1.0000	0.9619
1.0000	0.9720	1.0000	0.9935	0.0000	0.0412	0.0000	0.0877	1.0000	0.8807	1.0000	0.7071
0.0000	0.0254	0.0000	0.1999	0.0000	0.0228	0.0000	0.0191	0.0000	0.0651	0.0000	0.0768
1.0000	0.6372	0.0000	0.0594	0.0000	0.0490	0.0000	0.0909	0.0000	0.1291	0.0000	0.0577
0.0000	0.1864	0.0000	0.0836	0.0000	0.0697	1.0000	0.5340	0.0000	0.0041	1.0000	0.7851
0.0000	0.0436	1.0000	0.9953	0.0000	0.0457	1.0000	0.9430	1.0000	0.9880	1.0000	0.7118
1.0000	0.9834	1.0000	0.9619	0.0000	0.0098	0.0000	0.0016	0.0000	0.0039	0.0000	0.0135
0.0000	0.0818	1.0000	0.9957	0.0000	0.0040	1.0000	0.9901	0.0000	0.1566	0.0000	0.2664
1.0000	0.9941	0.0000	0.0222	1.0000	0.9986	1.0000	0.9985	0.0000	0.0059	0.0000	0.0068
0.0000	0.0029	0.0000	0.0042	0.0000	0.0008	0.0000	0.0028	0.0000	0.0045	0.0000	0.0022
0.0000	0.0041	0.0000	0.0001	0.0000	0.0069	0.0000	0.0047	0.0000	0.0001	0.0000	0.0000
0.0000	0.1405	1.0000	0.9861	0.0000	0.0421	0.0000	0.4471	1.0000	0.9798	1.0000	0.9965
1.0000	0.6762	1.0000	0.9009	0.0000	0.0105	0.0000	0.0111	1.0000	0.6869	1.0000	0.9894
1.0000	0.9750	0.0000	0.0037	1.0000	0.9974	1.0000	0.9987	1.0000	0.9977	1.0000	0.9974
0.0000	0.0900	0.0000	0.0051	0.0000	0.0262	0.0000	0.0540	0.0000	0.0011	0.0000	0.0349
0.0000	0.1235	1.0000	0.9865	1.0000	0.9956	1.0000	0.9646	1.0000	0.9994	0.0000	0.0706
0.0000	0.0205	1.0000	0.8213	0.0000	0.0580	0.0000	0.0015	1.0000	0.8527	0.0000	0.0326
0.0000	0.0026	0.0000	0.0034	0.0000	0.0008	0.0000	0.0026	0.0000	0.0046	0.0000	0.0031
0.0000	0.0024	0.0000	0.0701	0.0000	0.0068	0.0000	0.0161	0.0000	0.0374	0.0000	0.1869
1.0000	0.9976	1.0000	0.9317	1.0000	0.9931	1.0000	0.9836	1.0000	0.9646	1.0000	0.8148
1.0000	0.9972	1.0000	0.9982	1.0000	0.8356	1.0000	0.9487	1.0000	0.9931	0.0000	0.0363
1.0000	0.9417	0.0000	0.0279	0.0000	0.4825	1.0000	0.9759	1.0000	0.8959	1.0000	0.8625
0.0000	0.1100	0.0000	0.0168	0.0000	0.0023	0.0000	0.0275	0.0000	0.1547	1.0000	0.9450
0.0000	0.0455	0.0000	0.0012	0.0000	0.0491	1.0000	0.9660	0.0000	0.3009	0.0000	0.2475
0.0000	0.0028	0.0000	0.0056	0.0000	0.0007	0.0000	0.0025	0.0000	0.0043	0.0000	0.0029
1.0000	0.7022	0.0000	0.0328	0.0000	0.0110	0.0000	0.0233	0.0000	0.0163	0.0000	0.0098
0.0000	0.0879	1.0000	0.9543	0.0000	0.0061	0.0000	0.0002	0.0000	0.0242	0.0000	0.0014
0.0000	0.0870	0.0000	0.0077	1.0000	0.9117	1.0000	0.9191	1.0000	0.7973	1.0000	0.9995
0.0000	0.0335	0.0000	0.1361	1.0000	0.9839	1.0000	1.0000	1.0000	0.9970	1.0000	0.9822
1.0000	0.9992	1.0000	0.9775	1.0000	0.9588	1.0000	0.9864	1.0000	0.9875	1.0000	0.9966
0.0000	0.0008	0.0000	0.0224	0.0000	0.0452	0.0000	0.0138	0.0000	0.0130	0.0000	0.0032
0.0000	0.0003	0.0000	0.0097	0.0000	0.0005	0.0000	0.0916	0.0000	0.0014	0.0000	0.3167
1.0000	0.9997	1.0000	0.9889	1.0000	0.9985	1.0000	0.9097	1.0000	0.9986	1.0000	0.6912

ATENCIÓN CONCENTRADA		ATENCIÓN DIFUSA		ATENCIÓN DIVIDIDA		MEMORIA		DETECCIÓN DE SEÑALES		MENSAJE	
ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO	ENTRADA	RECUERDO
0.0000	0.0004	0.0000	0.0030	0.0000	0.0011	0.0000	0.0089	0.0000	0.0036	0.0000	0.0039
0.0000	0.0009	0.0000	0.0030	0.0000	0.0010	0.0000	0.0072	0.0000	0.0037	0.0000	0.0036
0.0000	0.0023	0.0000	0.0174	0.0000	0.0260	1.0000	0.9904	0.0000	0.0371	1.0000	0.9929
0.0000	0.0009	0.0000	0.0027	0.0000	0.0009	0.0000	0.0101	0.0000	0.0037	0.0000	0.0048
0.0000	0.0196	0.0000	0.0000	0.0000	0.0107	0.0000	0.0271	1.0000	0.9189	0.0000	0.1474
1.0000	0.9998	1.0000	0.9998	1.0000	0.9961	0.0000	0.1623	1.0000	0.9959	1.0000	0.9920
0.0000	0.0139	1.0000	0.9784	0.0000	0.0074	1.0000	0.9741	0.0000	0.0227	1.0000	0.9339
0.0000	0.0817	0.0000	0.0042	1.0000	0.9929	1.0000	0.9997	1.0000	0.9927	1.0000	0.9604
0.0000	0.0755	0.0000	0.0312	0.0000	0.0204	0.0000	0.0394	0.0000	0.0014	0.0000	0.0018
0.0000	0.1018	0.0000	0.0844	1.0000	0.9263	1.0000	0.9367	1.0000	0.9841	1.0000	0.9994
0.0000	0.0074	1.0000	0.3406	0.0000	0.0307	1.0000	0.9731	0.0000	0.0332	1.0000	0.9610
1.0000	0.9993	1.0000	0.9042	1.0000	0.9739	0.0000	0.0709	1.0000	0.9022	1.0000	0.9916
0.0000	0.0489	1.0000	0.9419	0.0000	0.0636	1.0000	0.9325	1.0000	0.9928	1.0000	0.9101
1.0000	0.9932	1.0000	0.9930	0.0000	0.0442	1.0000	0.9928	1.0000	0.9986	1.0000	0.9798
0.0000	0.1899	1.0000	0.9836	1.0000	0.9487	1.0000	0.9088	1.0000	0.7208	0.0000	0.0006
0.0000	0.0005	0.0000	0.0027	0.0000	0.0012	0.0000	0.0091	0.0000	0.0048	0.0000	0.0037
0.0000	0.0193	0.0000	0.0074	1.0000	0.9337	0.0000	0.0069	0.0000	0.0080	1.0000	0.4412
0.0000	0.0059	1.0000	0.9922	0.0000	0.0007	1.0000	0.9053	0.0000	0.0629	0.0000	0.0088
1.0000	0.9926	0.0000	0.0324	0.0000	0.0030	0.0000	0.0687	0.0000	0.0002	1.0000	0.9534
0.0000	0.0264	1.0000	0.9391	1.0000	0.9996	1.0000	0.9983	1.0000	0.9827	0.0000	0.0188
1.0000	0.9535	0.0000	0.0147	0.0000	0.0477	1.0000	0.9943	0.0000	0.0027	1.0000	0.9180
1.0000	1.0000	1.0000	0.9846	1.0000	0.9963	0.0000	0.0563	1.0000	0.9993	1.0000	0.9935
0.0000	0.0781	1.0000	0.9114	0.0000	0.0105	1.0000	0.9594	0.0000	0.0728	1.0000	0.9673
0.0000	0.0004	0.0000	0.0030	0.0000	0.0019	0.0000	0.0068	0.0000	0.0041	0.0000	0.0036
0.0000	0.0015	0.0000	0.0062	0.0000	0.0002	0.0000	0.0015	0.0000	0.0010	0.0000	0.0068
1.0000	0.9985	1.0000	0.9940	1.0000	0.9999	1.0000	0.9985	1.0000	0.9991	1.0000	0.9933
0.0000	0.0116	0.0000	0.0155	0.0000	0.0931	1.0000	0.9968	1.0000	0.9995	1.0000	0.9976
1.0000	0.9144	0.0000	0.0718	1.0000	0.9730	0.0000	0.0233	1.0000	0.9828	0.0000	0.0056
0.0000	0.0372	0.0000	0.0035	0.0000	0.0034	0.0000	0.0001	0.0000	0.0007	0.0000	0.0001
0.0000	0.0047	0.0000	0.0099	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0074	0.0000	0.0002
0.0000	0.0005	0.0000	0.0034	0.0000	0.0010	0.0000	0.0087	0.0000	0.0038	0.0000	0.0048
0.0000	0.0000	0.0000	0.0004	0.0000	0.0011	0.0000	0.0014	0.0000	0.0091	0.0000	0.0000
1.0000	0.9906	0.0000	0.0319	1.0000	0.9943	1.0000	0.9971	1.0000	0.9674	1.0000	0.9664
1.0000	0.9856	1.0000	0.9992	1.0000	0.9922	1.0000	0.9980	0.0000	0.1077	1.0000	0.9968
0.0000	0.1315	1.0000	0.9497	0.0000	0.0032	0.0000	0.0414	1.0000	0.9539	1.0000	0.9563
0.0000	0.0230	0.0000	0.0154	0.0000	0.0034	0.0000	0.0081	0.0000	0.7480	0.0000	0.0450
1.0000	0.9759	1.0000	0.9892	1.0000	0.9966	1.0000	0.9918	1.0000	0.7477	1.0000	0.9537
0.0000	0.0131	0.0000	0.0971	0.0000	0.0140	0.0000	0.0132	0.0000	0.0150	0.0000	0.0048
1.0000	0.9972	1.0000	0.9414	1.0000	0.9867	1.0000	0.9864	1.0000	0.9856	1.0000	0.9932

TABLA NO. 23

PRUEBA DE RECUERO EN SUJETOS DE RIESGO NO CONOCIDO POR EL NEUROCOMPUTADOR DE REDES NATURALES

ATENCION DIVIDIDA		MEMORIA		ATENCION CONCENTRADA		AUDICION DICOTICA		DETECCION DE SEÑALES		MENSAJE	
ENTRADA	RECUERO	ENTRADA	RECUERO	ENTRADA	RECUERO	ENTRADA	RECUERO	ENTRADA	RECUERO	ENTRADA	RECUERO
0.0000	0.0018	0.0000	0.0073	0.0000	0.0019	0.0000	0.0013	0.0000	0.0058	0.0000	0.0025
0.0000	0.0018	0.0000	0.0053	0.0000	0.0017	0.0000	0.0012	0.0000	0.0047	0.0000	0.0023
0.0000	0.0160	0.0000	0.0961	0.0000	0.0218	0.0000	0.7017	0.0000	0.0993	0.0000	0.2010
0.0000	0.0015	0.0000	0.0061	0.0000	0.0016	1.0000	0.0011	0.0000	0.0051	1.0000	0.0024
0.0000	0.0064	0.0000	0.0469	0.0000	0.0090	0.0000	0.0045	1.0000	0.9099	0.0000	0.0109
0.0000	0.9972	0.0000	0.9975	0.0000	0.9973	1.0000	0.9986	1.0000	0.9969	1.0000	0.9988
0.0000	0.1915	1.0000	0.6969	1.0000	0.7501	1.0000	0.9523	1.0000	0.0786	1.0000	0.7383
0.0000	0.0411	0.0000	0.4659	0.0000	0.0345	1.0000	0.5503	1.0000	0.9560	0.0000	0.3464
1.0000	0.9960	1.0000	0.9969	0.0000	0.5230	0.0000	0.4221	0.0000	0.9528	1.0000	0.9964
0.0000	0.0002	0.0000	0.0008	0.0000	0.0092	0.0000	0.0260	0.0000	0.0135	0.0000	0.0002
0.0000	0.0548	0.0000	0.0026	0.0000	0.0463	0.0000	0.0226	0.0000	0.0013	0.0000	0.0002
0.0000	0.0115	0.0000	0.0715	0.0000	0.0007	0.0000	0.0176	0.0000	0.0060	0.0000	0.0174
0.0000	0.1625	0.0000	0.0466	0.0000	0.0772	0.0000	0.0379	0.0000	0.0184	0.0000	0.0534
0.0000	0.0031	0.0000	0.0017	0.0000	0.0029	0.0000	0.0021	0.0000	0.0142	0.0000	0.0119
0.0000	0.0417	0.0000	0.2946	0.0000	0.3131	0.0000	0.0226	0.0000	0.0084	0.0000	0.0777
1.0000	0.0018	1.0000	0.0082	1.0000	0.0017	1.0000	0.0013	1.0000	0.0066	1.0000	0.0024
0.0000	0.0156	0.0000	0.0060	0.0000	0.0008	0.0000	0.0021	0.0000	0.0002	0.0000	0.0019
0.0000	0.0145	0.0000	0.2285	0.0000	0.0201	0.0000	0.0325	0.0000	0.2792	0.0000	0.0217
1.0000	0.8112	0.0000	0.0019	1.0000	0.9057	0.0000	0.0045	0.0000	0.0105	0.0000	0.0936
0.0000	0.0737	1.0000	0.9835	0.0000	0.0540	0.0000	0.3273	1.0000	0.9961	0.0000	0.0050
0.0000	0.0134	1.0000	0.9714	0.0000	0.0149	0.0000	0.0038	1.0000	0.9199	1.0000	0.9550
0.0000	0.0533	0.0000	0.0614	0.0000	0.1415	0.0000	0.1725	1.0000	0.9959	1.0000	0.9879
1.0000	0.9973	1.0000	0.9808	1.0000	0.9953	1.0000	0.9997	1.0000	0.9955	1.0000	0.9813
0.0000	0.0020	0.0000	0.0078	0.0000	0.0022	1.0000	0.0016	0.0000	0.0062	1.0000	0.0024
1.0000	0.9212	1.0000	0.8341	1.0000	0.9622	1.0000	0.8169	0.0000	0.5806	1.0000	0.9594
1.0000	0.0812	0.0000	0.1672	1.0000	0.0378	1.0000	0.1902	1.0000	0.4339	1.0000	0.0421
0.0000	0.0038	1.0000	0.4660	0.0000	0.0535	0.0000	0.0290	0.0000	0.8048	0.0000	0.0029
0.0000	0.0126	1.0000	0.1764	0.0000	0.0718	0.0000	0.0006	0.0000	0.2676	0.0000	0.0044
1.0000	0.1949	0.0000	0.0764	1.0000	0.4264	0.0000	0.0457	0.0000	0.0021	0.0000	0.4247
0.0000	0.0327	0.0000	0.6005	1.0000	0.8911	0.0000	0.0072	0.0000	0.0091	1.0000	0.1236
0.0000	0.0017	1.0000	0.0047	0.0000	0.0015	0.0000	0.0011	0.0000	0.0037	0.0000	0.0021
1.0000	0.0225	1.0000	0.3318	1.0000	0.0150	0.0000	0.0002	1.0000	0.0067	0.0000	0.0005
0.0000	0.9778	0.0000	0.0350	0.0000	0.6363	1.0000	0.8482	1.0000	0.9958	1.0000	0.8596
0.0000	0.0316	1.0000	0.2235	0.0000	0.1203	1.0000	0.9977	0.0000	0.0582	1.0000	0.9530
1.0000	0.0064	1.0000	0.9818	1.0000	0.6009	1.0000	0.6734	1.0000	0.8555	0.0000	0.2868
1.0000	0.9957	1.0000	0.9988	1.0000	0.9993	0.0000	0.8567	0.0000	0.5196	0.0000	0.9660
0.0000	0.0041	0.0000	0.0012	0.0000	0.0006	0.0000	0.1390	0.0000	0.4701	0.0000	0.0325
1.0000	0.7147	1.0000	0.6359	1.0000	0.9927	1.0000	0.8613	1.0000	0.7393	1.0000	0.9172
1.0000	0.2898	1.0000	0.3728	1.0000	0.0075	1.0000	0.1465	1.0000	0.2666	1.0000	0.0368