

01173
8



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE INGENIERÍA

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO

**DESARROLLO DE UN BUSCADOR
INTELIGENTE PARA ASISTIR EL DISEÑO
DE ESTRIADOS EN EJES DE TRANSMISIÓN
DE POTENCIA PARA CAJAS DE
TRANSMISIÓN.**

T E S I S

**QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRO EN INGENIERÍA MECÁNICA
(ÁREA DISEÑO Y MANUFACTURA)**

P R E S E N T A

GUSTAVO OLIVARES GUAJARDO



Director de tesis : Dr. Saúl D. Santillán Gutiérrez

CIUDAD UNIVERSITARIA, MÉXICO, D.F.

SEPTIEMBRE 2001



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



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 esta 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.

Agradecimientos.

Agradezco a Dios, por guiarme siempre por el buen camino, por haberme permitido vivir esta grandiosa experiencia y por permitirme aprender algo nuevo cada día.

Agradezco a esta gran institución de tanta tradición y prestigio que con honor y orgullo se conoce como la Máxima Casa de Estudios, La Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), a la que tanto le debo. La llevo con mucho cariño y orgullo en mi corazón.

Agradezco al CDM (Centro de Diseño y Manufactura) de la UNAM, por haberme abierto sus puertas de par en par con tanto cariño y por creer en mí.

Agradezco a mi asesor Saúl, porque me ha guiado con sabiduría por el buen camino, impulsando siempre mi desarrollo humano y profesional. Saúl es y ha sido mi amigo, mi maestro y mi líder.

Agradezco a mis profesores, por compartir conmigo el tesoro de sus conocimientos, consejos y vivencias, que son invaluableles y son la llave para triunfar en el presente y el futuro.

Agradezco a mis padres Gustavo y Graciela por el apoyo sincero e incondicional recibido en todo momento, en las buenas y en las malas. Por compartir conmigo sus triunfos y derrotas y por todo lo que me han enseñado para superarme día a día y enfrentar con valor y entereza la vida.

Agradezco a mis hermanos Gerardo y Graciela, el haber caminado junto a mí, todos estos años. por su comprensión y apoyo siempre. Por todo el afecto y cariño que siempre me han demostrado.

Agradezco a mis amigos, porque le han dado sentido a mi vida y la han tornado alegre en todo momento.

Agradezco a mi novia Vicky por su apoyo, cariño, comprensión, compañía y por compartir momentos tan lindos conmigo.

Agradezco a Luis y a Pablo por su valioso apoyo durante la realización del presente proyecto.

Agradezco a mi familia, porque sus palabras me han ayudado a tomar mis decisiones con determinación y seguro de mi mismo.

Agradezco al CONACYT por todo el apoyo brindado, ya que con él, esta gran oportunidad se convirtió en impulso para mejorar cada día.

Agradezco al Sistema de Transporte Colectivo Metro, ya que con su apoyo, pude trasladarme día a día a mis actividades que tomaron lugar en la Universidad.

Dedicatoria.

Dedico con todo mi cariño, orgullo y corazón el presente trabajo a:
La Universidad Nacional Autónoma de México.
(UNAM)



Resumen.

La presente tesis describe la utilización de un buscador inteligente que es un programa integrado por un algoritmo genético y un catálogo de partes que interactúan entre sí, para optimizar el proceso de diseño de estriados en ejes de transmisión de potencia.

El buscador inteligente engloba tres áreas del conocimiento en ingeniería, las cuales son:

- Los algoritmos genéticos.
- El diseño de estriados en ejes de transmisión de potencia con base en guías y normas bien establecidas.
- Herramientas de programación para desarrollar proyectos de cómputo.

Cada una de las áreas se describe ampliamente y se estudia la colaboración que existe entre ellas.

El caso de estudio tratado en la tesis es el diseño de los estriados de la flecha principal de transmisión de potencia de una caja de transmisión automotriz.

En la tesis se describen las pruebas que se realizaron con el buscador inteligente y también se analizan los resultados obtenidos en ellas.

La tesis es valiosa para alumnos, profesores e investigadores que tienen interés en.

- Los algoritmos genéticos.
- El diseño de estriados en ejes de transmisión de potencia.
- Herramientas de programación para desarrollar proyectos de cómputo.
- Aplicaciones de computación evolutiva para diseño en ingeniería.

Índice.

Índice de figuras	VI
Nomenclatura	IX
Glosario	XI
Capítulo 1) Introducción	1
Capítulo 2) Objetivos	6
2.1) <i>Objetivos</i>	7
2.2) <i>Alcance</i>	8
2.3) <i>Importancia del buscador inteligente</i>	8
Capítulo 3) Antecedentes	10
3.1) <i>Antecedentes del proyecto</i>	11
3.2) <i>Antecedentes de algoritmos genéticos</i>	16
3.3) <i>Características del método de diseño</i>	20
3.4) <i>Algunas de las aplicaciones previas</i>	20
3.5) <i>Aplicación en ingeniería de diseño</i>	21
3.6) <i>Aplicaciones previas similares al buscador inteligente propuesto</i>	21
Capítulo 4) Fundamentos teóricos del buscador inteligente	23
4.1) <i>Fundamentos de la operación de los algoritmos genéticos</i>	25
4.2) <i>Potencial de aplicación de los algoritmos genéticos al diseño mecánico</i>	27
4.3) <i>Operación del buscador inteligente</i>	28
4.4) <i>Esquema del buscador codificado</i>	30
4.5) <i>Estructura del catálogo</i>	31
Capítulo 5) Descripción del caso de estudio	33
5.1) <i>Características</i>	34
5.2) <i>Restricciones</i>	36
5.3) <i>Colección de información para la caracterización de estriados</i>	37
5.4) <i>Diseño de estriados por resistencia a la fatiga</i>	38

Capítulo 6) Características del buscador inteligente	42
6.1) Generalidades	43
6.2) Módulos	46
6.3) Tamaño del espacio de solución	56
6.4) Tamaño del espacio de solución válido	57
Capítulo 7) Ingeniería de programación	58
7.1) Etapas de ingeniería de programación	59
7.2) Modulación	60
7.3) Metodología de análisis y diseño orientado a objetos fundamentada en UML	61
7.4) Programación orientada a objetos con C++	62
7.5) Diferentes etapas de ingeniería de programación en el presente sistema	63
Capítulo 8) Pruebas y análisis de resultados	71
8.1) Resumen	72
8.2) Descripción del trabajo experimental	73
8.3) Discusión de resultados obtenidos y del comportamiento del algoritmo genético	80
Capítulo 9) Conclusiones	95
9.1) Factores que involucra el buscador inteligente	98
Referencias y Bibliografía	101
Anexos	107

Índice de figuras.

1) Transmisión mecánica de potencia típica_____	11
2) Flecha estriada_____	12
3) Diagrama de flujo de un algoritmo genético simple_____	26
4) Pasos del proceso de diseño según Pahl y Beitz_____	27
5) Diagrama de flujo del algoritmo genético propuesto_____	30
6) Eje estriado que muestra número y posición de los estriados_____	34
7) Pantalla de presentación del buscador inteligente_____	46
8) Diagrama de secuencia para el módulo de generación de población____	66
9) Diagrama de colaboración para el módulo de generación de población_	67
10) Grafica típica generada en un experimento correspondiente a la eficiencia de los mejores individuos de la corrida contra el número de generación_____	75
11) Grafica típica generada en un experimento correspondiente a la eficiencia promedio de cada población de la corrida contra el número de generación_____	76
12) Grafica típica generada en un experimento correspondiente a la eficiencia de los mejores individuos de la corrida y la eficiencia promedio de cada población de la corrida contra el número de generación_____	76
13) Formato para almacenar la información generada mas significativa durante un experimento_____	77
14) Formato para almacenar la información generada mas significativa durante el experimento prb3_200_ps_10_____	82
15) Gráfica generada en el experimento -prb3_200_ps_10- correspondiente a la eficiencia de los mejores individuos de la corrida contra el número de generación_____	85
16) Gráfica generada en el experimento -prb3_200_ps_10- correspondiente a la eficiencia promedio de cada población de la corrida contra el número de generación_____	85

17) Gráfica generada en el experimento -prb3_200_ps_10- correspondiente a la eficiencia de los mejores individuos de la corrida y la eficiencia promedio de cada población de la corrida contra el número de generación_____	86
18) Flecha resultante del experimento -prb3_200_ps_10-_____	86
19) Formato para almacenar la información generada mas significativa durante el experimento prb4_100_sr_15_____	88
20) Gráfica generada en el experimento -prb4_100_sr_15- correspondiente a la eficiencia de los mejores individuos de la corrida contra el número de generación_____	91
21) Gráfica generada en el experimento -prb4_100_sr_15- correspondiente a la eficiencia promedio de cada población de la corrida contra el número de generación_____	91
22) Gráfica generada en el experimento -prb4_100_sr_15- correspondiente a la eficiencia de los mejores individuos de la corrida y la eficiencia promedio de cada población de la corrida contra el número de generación_____	92
23) Flecha resultante del experimento -prb4_100_sr_15-_____	92
24) Correspondiente a la vista de las flechas generadas por los experimentos prb3_200_ps_10 (flecha superior) y prb4_100_sr_15 (flecha inferior) respectivamente_____	94

NOMENCLATURA Y GLOSARIO

Nomenclatura.

- A.- Adendo.
- b.- Dedendo.
- B.- Holgura.
- c.- Distancia entre centros.
- C.- Radio de giro.
- D_b.- Diámetro de base.
- D_{re}.- Diámetro mínimo menor.
- D_n.- Diámetro máximo mayor.
- F.- Fuerza.
- f_s.- Factor de seguridad para estriados.
- h - Altura del diente.
- i.- Momento de inercia.
- K_a - Factor de acabado superficial.
- K_b.- Factor de tamaño relativo
- K_c - Factor de confiabilidad.
- K_d - Factor de temperatura.
- K_e - Factor de concentración de esfuerzos
- K_f.- Factor de efectos varios.
- K_m.- Factor de corrección por sobrecarga.
- K_o.- Factor de distribución de carga.
- L.- Longitud del genoma.
- long.- Longitud del estriado.
- M.- Módulo.
- M_p.- Probabilidad de mutación.
- Mpa.- Megapascales.
- Mr.- Índice de mutación.
- m.- Metros.
- mm.- Milímetros.
- m_w.- Relación de transmisión.

- N.- Número de dientes.
- NE.- Número de estriados.
- n.- Factor de seguridad convencional.
- p.- Paso circular.
- P.- Paso diametral.
- Pc.- Computadora personal.
- Pot.- Potencia.
- Ps.- Tamaño de la población.
- S_e.- Límite de resistencia a la fatiga del estriado.
- S_{e1}.- Límite de resistencia a la fatiga de una probeta.
- S_{ut}.- Límite de resistencia a la tensión de una probeta.
- R_b.- Diámetro de referencia base.
- r - Distancia.
- T.- Par.
- TC.- Tamaño del catálogo.
- t.- Espesor del diente.
- UML.- Lenguaje de modelado unificado.
- ϕ .- Ángulo de presión.
- ϕ_p .- Diámetro de paso.
- ω - Velocidad angular.
- π .- 3 1416

Glosario.

Abstracción de Tipo de Datos.

El proceso de definición de nuevos tipos de datos de alto nivel, para la representación (en un sistema computacional) de las entidades del mundo real.

Buscador inteligente.

Un buscador inteligente es un sistema de cómputo fundamentado en herramientas de aprendizaje autónomo (machine learning), el cuál nos ayuda a simplificar de una manera importante los problemas de diseño que están ligados con búsquedas en catálogo.

Búsqueda en catálogo.

Es aquella búsqueda, que se realiza para seleccionar elementos existentes de los que se conocen las características y procedimientos de diseño, la combinación de dichos elementos produce el efecto funcional en un sistema técnico

C++.

Un lenguaje de programación orientado a objetos desarrollados en los laboratorios Bell AT&T, por Bjarne Stroustrup, durante los principios de la década de los 80's. C++ es un lenguaje de programación híbrido que combina al lenguaje "C" y a la orientación a objetos.

Clase.

Es una plantilla que define los métodos y los datos que componen a un tipo de objeto. Todos los objetos de una misma clase son idénticos en forma y comportamiento, pero cada uno contiene sus datos individuales que representan su estado.

Dato.

Información que sirve para representar el estado interno de un objeto. Un dato puede ser un tipo de dato simple –como entero, caracter, real, etc.- o puede ser una referencia a otro objeto (*composite objects*).

Instancia.

Término que se utiliza para referirse a un objeto que pertenece a una clase dada. Por ejemplo, Morelos es una instancia de la clase Estado.

Mensaje

Es una señal de excitación de un objeto hacia otro, que le indica el objeto receptor que ejecute uno de sus métodos.

Método.

Es un procedimiento dentro de un objeto. Los métodos de un objeto forman la interface (o protocolo) de éste con otros objetos. Los datos internos del objeto sólo pueden ser cambiados mediante sus métodos.

Objeto.

Es una estructura que representa a un elemento de la realidad o un concepto teórico generalizado. Un Objeto exhibe cierto estado (representado por sus datos internos) y cierto comportamiento (representado por sus métodos).

Objeto Compuesto.

Se le llama así a un objeto que contiene uno o más objetos, típicamente mediante el almacenamiento de referencias –en sus datos internos- a esos objetos.

Ocultamiento de la Información.

La técnica de hacer que ciertos detalles internos de un módulo sean inaccesibles a otros módulos. Esto permite tanto proteger a los módulos de la intromisión externa, como evitar que los módulos dependan de implantación interna de otros.

Paradigma.

Una forma arraigada de pensar sobre algo, que da forma al pensamiento y a la acción, tanto consciente como inconsciente. La importancia de los paradigmas radica en que proveen un modelo cultural compartido que rige la forma de pensar y de actuar de una comunidad. Sin embargo, pueden ser una barrera importante para las innovaciones.

Parámetro.

Un dato que se incluye en un mensaje que provee al método indicado la información que necesita para ejecutar su trabajo. Un método puede tener cualquier número de parámetros, incluyendo cero. Otra forma de llamar a los parámetros es argumento.

Sistema técnico.

Los sistemas técnicos son los medios por los cuales la energía en sus varias formas es manipulada en la solución de problemas tecnológicos. La calidad total de un sistema técnico está definida como el grado con el cual se conocen los requerimientos iniciales y se mantienen a pesar de las restricciones impuestas, y se refiere a una aptitud para determinado propósito.

Tipo de dato.

Definición genérica de una unidad elemental de información para un sistema de cómputo dado. Ejemplos de tipos de datos comunes son: números enteros y reales, fechas, cadenas, etc. es posible definir estructuras de datos de mayor nivel, si se soportan los tipos de datos abstractos.

UML.

Son las siglas en inglés para *Unified Modelling Language*, que es una herramienta muy versátil para el análisis y diseño general de cualquier sistema orientado a objetos.

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

1) Introducción.

El área de diseño en ingeniería mecánica tiene gran auge e impulso, ya que su repercusión es total en el desarrollo de proyectos.

Últimamente se ha buscado sistematizar los procesos de diseño y asistirlos con la utilización de las nuevas herramientas de cómputo como la computación evolutiva. Con ello se optimizan decisiones, aumenta la confiabilidad en el sistema técnico generado y los tiempos de diseño se reducen.

La computación evolutiva nos ofrece, actualmente, una serie de las herramientas de tecnología de punta para optimizar procesos. Forman parte de este conjunto de herramientas los algoritmos genéticos, que son procesos artificiales que emulan procesos naturales.

Un problema existente en la industria automotriz es el diseño de estriados en flechas de transmisión de potencia en las etapas de diseño de configuración y diseño de detalle. Este problema se debe a la documentación excesiva que involucran dichos procesos.

Para atacar este problema primeramente es necesario sistematizar el proceso de diseño, posteriormente se requiere modelar dicho proceso para que con el uso de una herramienta de computación evolutiva como lo es un algoritmo genético, se optimicen propuestas aleatorias de solución.

La presente tesis presenta el desarrollo de un sistema que lleva a cabo el proceso de optimización del diseño de estriados en flechas de transmisión de potencia, combinando una base de datos y un algoritmo genético para formar en conjunto un buscador inteligente.

La tesis tiene objetivos y alcance bien definidos. En ella se destaca la importancia que tiene para la comunidad académica, científica y tecnológica y también el impacto que tiene en el área del diseño mecánico.

El buscador inteligente que se describe en la tesis surge como una herramienta pionera para asistir procesos de diseño que involucran búsquedas en catálogo.

Los antecedentes del proyecto constan de la revisión de los aspectos concernientes con los estriados que son parte integral de las flechas de transmisión de potencia y consisten en ranuras talladas en una porción de la flecha alrededor de la misma con el propósito de acoplar otros elementos a la flecha. También se verificaron aspectos concernientes con el problema de diseño de estriados en flechas de transmisión de potencia, así como la revisión de la información que caracteriza a los estriados y que se encuentra disponible en el catálogo. Dicha información corresponde a un eje estriado de transmisión de potencia real.

En la etapa de antecedentes también se presenta un panorama general de los algoritmos genéticos, sus principios de operación, sus virtudes y limitaciones.

La parte final de los antecedentes hace referencia a los diversos tipos de aplicaciones previas que se han desarrollado hasta el momento con los algoritmos genéticos, ya sea en aplicaciones de orden general, en aplicaciones de ingeniería de diseño o en aplicaciones similares al sistema propuesto.

El capítulo cuarto, concerniente a los fundamentos teóricos del buscador inteligente, describe qué es un algoritmo genético, en qué se fundamenta la operación de un algoritmo genético, cómo es que los algoritmos genéticos pueden asistir el proceso de diseño, en qué etapas y qué tipo de asistencia brinda en cada una de ellas.

Una vez que ya se tiene la idea de qué es un algoritmo genético, cómo opera y de qué manera nos puede auxiliar, se presentan los fundamentos de operación del buscador inteligente, cómo está propuesto, qué partes lo integran y cómo interactúan entre sí sus diversas partes.

El capítulo quinto, corresponde a la descripción del caso de estudio nos presenta las características del caso de estudio que se tomó, las restricciones a que se encontraba sujeto y la colección de información que se requiere para la caracterización de los estriados y que se encuentra recopilada en relaciones matemáticas. También nos

presenta el proceso de diseño de estriados por resistencia a la fatiga, mismo que a su vez se encuentra desglosado en diversas relaciones matemáticas.

Se pasa así al capítulo correspondiente a las características del buscador inteligente. Es en este capítulo donde se establece una representación del genoma del problema, que pueda operarse y con el que se puedan manipular las restricciones propias del problema y los diversos operadores genéticos, dicho de otra manera se presenta cómo se modeló el problema para poder hacer uso del algoritmo genético y así poder integrar el buscador inteligente. En este capítulo se presentan los diversos operadores modificados del algoritmo genético y cada uno de los módulos que integran el buscador inteligente, definiéndolo y describiendo su respectivo principio de operación. También se define el espacio de solución que tiene para operar el buscador inteligente en este capítulo.

Un capítulo muy interesante es el correspondiente a la ingeniería de programación que nos muestra las diversas etapas de la ingeniería de programación por las que se tuvo que pasar para llevar a buen término el desarrollo del buscador inteligente como son la recopilación de requerimientos, el análisis, el diseño, el desarrollo e implantación, las pruebas y el mantenimiento. Aquí se plantea la importancia que la técnica de ingeniería de software llamada modulación tiene para el desarrollo de sistemas de información complejos como el buscador inteligente que implica un algoritmo genético, para poder así atacar sus diversas partes independientemente y posteriormente integrarlas en un todo. Otra de las partes del capítulo es la referente a la metodología de análisis y diseño orientado a objetos fundamentada en UML, que es una herramienta muy versátil que sirvió para modelar el sistema orientado a objetos, generando una serie de diagramas que permiten al diseñador del sistema definir con claridad los pasos a seguir de los procesos con respecto al tiempo y el espacio. En este capítulo también se abordan algunos de los aspectos técnicos de programación mas importantes como son la asignación dinámica de memoria, el manejo de flujo de entrada/salida de datos entre otros.

El capítulo correspondiente a pruebas y análisis de resultados describe el tipo de experimentos computacionales que se desarrollaron con el fin de evaluar el desempeño

del sistema, tomando en cuenta la información generada por el sistema en cada corrida. Se analizaron las condiciones de paro, los resultados obtenidos y el comportamiento del algoritmo genético para las diversas estrategias seleccionadas. En este capítulo se describe detalladamente qué tipo de operadores y estrategias generan un desempeño satisfactorio del sistema y cuáles generan un desempeño mediocre del mismo.

El último capítulo de la tesis es el correspondiente a las conclusiones. Se puede afirmar que el tamaño de soluciones para el caso de estudio en cuestión es muy grande ya que proviene de un problema discreto y con un comportamiento no lineal. De modo que se infiere que la posibilidad de que un diseñador explore dicho espacio de soluciones de manera racional y exhaustiva no existe. Este tipo de soluciones a problemas de ingeniería que tienen injerencia con las búsquedas en catálogos, cuentan con gran potencial de desarrollo y buenas perspectivas a futuro.

Se puede afirmar que como un sistema de información piloto para asistir el diseño de estriados en flechas de transmisión de potencia, los resultados han sido satisfactorios, tomando en cuenta que para poder ser aplicado de una manera práctica se requiere de información y colaboración industrial.

presenta el proceso de diseño de estriados por resistencia a la fatiga, mismo que a su vez se encuentra desglosado en diversas relaciones matemáticas.

Se pasa así al capítulo correspondiente a las características del buscador inteligente. Es en este capítulo donde se establece una representación del genoma del problema, que pueda operarse y con el que se puedan manipular las restricciones propias del problema y los diversos operadores genéticos, dicho de otra manera se presenta cómo se modeló el problema para poder hacer uso del algoritmo genético y así poder integrar el buscador inteligente. En este capítulo se presentan los diversos operadores modificados del algoritmo genético y cada uno de los módulos que integran el buscador inteligente, definiéndolo y describiendo su respectivo principio de operación. También se define el espacio de solución que tiene para operar el buscador inteligente en este capítulo.

Un capítulo muy interesante es el correspondiente a la ingeniería de programación que nos muestra las diversas etapas de la ingeniería de programación por las que se tuvo que pasar para llevar a buen término el desarrollo del buscador inteligente como son la recopilación de requerimientos, el análisis, el diseño, el desarrollo e implantación, las pruebas y el mantenimiento. Aquí se plantea la importancia que la técnica de ingeniería de software llamada modulación tiene para el desarrollo de sistemas de información complejos como el buscador inteligente que implica un algoritmo genético, para poder así atacar sus diversas partes independientemente y posteriormente integrarlas en un todo. Otra de las partes del capítulo es la referente a la metodología de análisis y diseño orientado a objetos fundamentada en UML, que es una herramienta muy versátil que sirvió para modelar el sistema orientado a objetos, generando una serie de diagramas que permiten al diseñador del sistema definir con claridad los pasos a seguir de los procesos con respecto al tiempo y el espacio. En este capítulo también se abordan algunos de los aspectos técnicos de programación mas importantes como son la asignación dinámica de memoria, el manejo de flujo de entrada/salida de datos entre otros.

El capítulo correspondiente a pruebas y análisis de resultados describe el tipo de experimentos computacionales que se desarrollaron con el fin de evaluar el desempeño

del sistema, tomando en cuenta la información generada por el sistema en cada corrida. Se analizaron las condiciones de paro, los resultados obtenidos y el comportamiento del algoritmo genético para las diversas estrategias seleccionadas. En este capítulo se describe detalladamente qué tipo de operadores y estrategias generan un desempeño satisfactorio del sistema y cuáles generan un desempeño mediocre del mismo.

El último capítulo de la tesis es el correspondiente a las conclusiones. Se puede afirmar que el tamaño de soluciones para el caso de estudio en cuestión es muy grande ya que proviene de un problema discreto y con un comportamiento no lineal. De modo que se infiere que la posibilidad de que un diseñador explore dicho espacio de soluciones de manera racional y exhaustiva no existe. Este tipo de soluciones a problemas de ingeniería que tienen injerencia con las búsquedas en catálogos, cuentan con gran potencial de desarrollo y buenas perspectivas a futuro.

Se puede afirmar que como un sistema de información piloto para asistir el diseño de estriados en flechas de transmisión de potencia, los resultados han sido satisfactorios, tomando en cuenta que para poder ser aplicado de una manera práctica se requiere de información y colaboración industrial.

CAPÍTULO II

OBJETIVOS

2) Objetivos.

2.1) Objetivos.

1.- Utilizar una herramienta de computación evolutiva denominada algoritmos genéticos para desarrollar un buscador inteligente que optimice el proceso de diseño de estriados en ejes de transmisión de potencia y reportar la experiencia, ya que en la literatura hay mucho trabajo de carácter explorativo y científico y poco referente a su aplicación como una herramienta de ingeniería.

2.- Validar el uso del buscador inteligente como herramienta de diseño en ingeniería mecánica.

Se presenta el uso y aplicación de un buscador inteligente, con el cuál se pueden encontrar combinaciones y conjuntos de relaciones válidas de ejes de transmisión de potencia estriados (sistemas técnicos).

El diseñador se ayudará y orientará con el buscador inteligente para encontrar conjuntos de estriados mas adecuados para un problema dado, de manera eficiente. Para que el diseñador con su poca o mucha experiencia realice la selección final con base en los resultados obtenidos del buscador inteligente.

El buscador inteligente sustituye las funciones de búsqueda en catálogo del diseñador, labor que puede volverse tediosa, costosa e improductiva.

El desarrollo tan grande que ha tenido el hardware en los equipos de cómputo permite hacer de este tipo de herramientas opciones muy flexibles y de gran utilidad.

Para poder demostrar que el buscador inteligente opera adecuadamente es muy importante relacionar las características del producto con las restricciones definidas por el diseñador.

2.2) Alcance.

El alcance de la tesis está en función de la utilización de la técnica de computación evolutiva denominada algoritmos genéticos y las herramientas de programación de como lo son el análisis orientado a objetos y la programación orientada a objetos, para asistir el diseño de estriados en la etapa de diseño de detalle, definiendo las características geométricas y físicas de los mismos.

El buscador inteligente es experimental y consta únicamente de la aplicación de consola, ya que únicamente se requiere de la parte funcional para lograr los objetivos de la presente tesis.

Se busca con la realización del programa contribuir a la difusión de los buscadores inteligentes para aprovechar de manera integral su potencial.

2.3) Importancia del buscador inteligente.

Como es un programa basado en principios de mecánica general, también es válido para el diseño de estriados en cualquier tipo de flecha y con cualquier uso, con el único requisito de proporcionar los datos requeridos por el programa (condiciones de frontera) para que tenga un desempeño adecuado.

Otro aspecto de vital importancia para el buscador inteligente se debe a que el método de diseño utilizado (diseño de ejes de transmisión de potencia estriados por resistencia a la fatiga) se basa en valores experimentales, de modo que se puede tener la certeza de que los resultados ofrecidos por el buscador inteligente se encuentran respaldados por la literatura propia del área de estudio.

El presente desarrollo establece un precedente y una plataforma para poder modelar e implantar otros problemas de diseño mecánico, en la etapa de diseño de detalle, que

requieren búsquedas en catálogo. Sin embargo a pesar de ser una potencial plataforma para otros sistemas siempre podrá verse que la principal dificultad que se tiene es el modelado del problema en el que se desea utilizar algoritmos genéticos.

Es importante subrayar que para una aplicación de naturaleza restrictiva (como lo son muchas de ellas) el algoritmo genético simple propuesto por Holland (Holland, 1975) es de difícil utilización, de modo que otra aportación de la presente tesis es mostrar la modificación del algoritmo genético simple y de ese modo aprovechar de mejor manera su potencial.

El buscador inteligente es una respuesta integral, a un problema específico de la industria, aplicando conocimiento nuevo, que tiene mucho potencial de desarrollo, pero que ha sido utilizado únicamente de manera experimental.

CAPÍTULO III

ANTECEDENTES

3) Antecedentes.

3.1) Antecedentes del Proyecto.

Las transmisiones variables de ejes de engranes deslizantes, son muy populares en la industria automotriz, en ellas, los ejes estriados poseen ranuras talladas alrededor de su circunferencia y en una parte de su longitud, esto es con el fin de realizar un acoplamiento deslizante con las ranuras internas de la pieza complementaria.

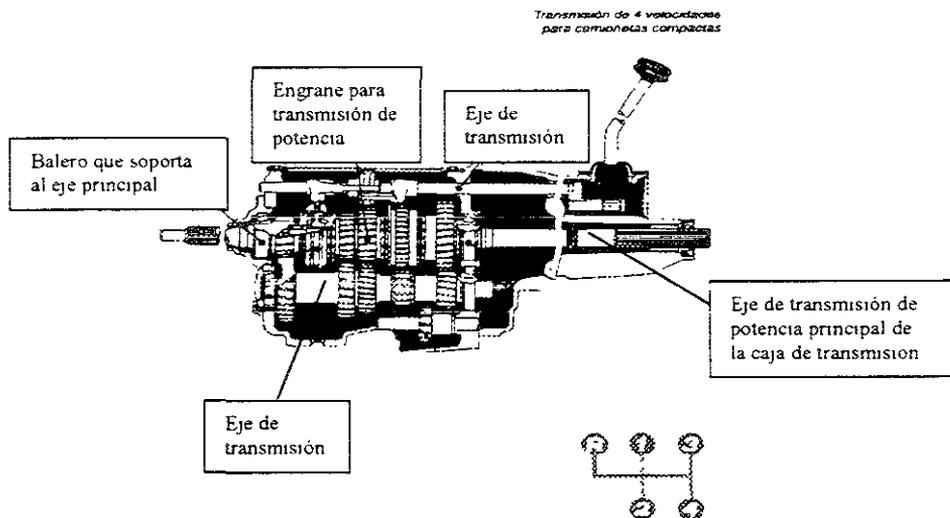


Figura No. 1.- Transmisión mecánica de potencia típica.

Los ejes estriados permiten movimientos longitudinales de la pieza, conservando así la rotación positiva y permitiendo que la pieza acoplada al eje pueda referenciarse.

Las ranuras de las estrías pueden tener dientes de lados rectos o dientes de lados curvados que se llaman estrías evolventes que poseen las mismas reglas y

nomenclatura utilizadas en los engranes rectos. Existen tres tipos de ajustes en los acoplamientos de estrías de evolvente, que son: deslizante, firme y de interferencia, todos se logran modificando las dimensiones de las estrías de la flecha. Las estrías de evolvente tienen su resistencia máxima en la base, que es precisamente donde se requiere y se prefieren en aplicaciones en que se transmiten grandes cargas con choque severo.

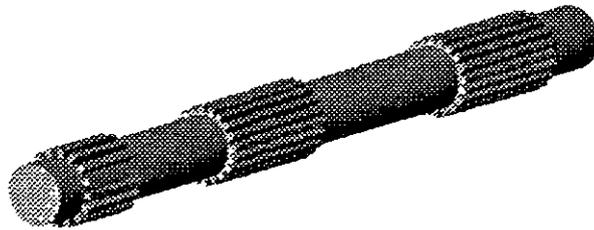


Figura No. 2.- Flecha estriada.

Debido a que actualmente una empresa nacional que fabrica cajas de transmisión automotriz diseña los estriados de las flechas de sus cajas de transmisión mediante selección en catálogos, dicho proceso es tardado y costoso debido a las horas hombre y horas máquina que se lleva. Dicho problema representa una oportunidad para probar que las herramientas de computación evolutiva en conjunto con las herramientas de programación avanzada pueden presentar una propuesta digna de análisis para enfrentarlo y resolverlo.

Se plantea que los algoritmos genéticos siendo una herramienta poderosa para asistir problemas de búsqueda en catálogos, asistirán la toma de decisiones en la etapa de diseño de detalle en cuanto a flechas estriadas se refiere. Al considerar a los algoritmos genéticos como una herramienta de diseño es preciso pensar en herramientas de programación como son el C++, el análisis orientado a objeto y la programación orientada a objeto.

Lo anterior implica un cambio en las actividades del diseñador, con este nuevo paradigma, debe estar dispuesto a utilizar adecuadamente el software y verificar la propuesta del estriado que el buscador inteligente nos ofrece. Todo ello para garantizar un diseño de la más alta calidad, que cumpla con las normas de diseño y a la altura de las exigencias de la empresa.

Aprovechando la infraestructura que se posee en el CDM-UNAM y una vez que se definieron tanto el problema como las herramientas de soporte, se procedió con apoyo de la UNAM, el CDM, el CONACYT y del programa de apoyo a proyectos PAPIIT a la realización del mismo.

El buscador inteligente forma parte de un esquema global de Ingeniería Concurrente, ya que es una herramienta que asiste la ingeniería de diseño. Un buscador inteligente de tal naturaleza requiere interactuar constantemente y activamente con las Bases de Datos de Diseño y Manufactura de la empresa o empresas que lo utilicen, requiriendo siempre información muy específica y teniendo siempre la posibilidad de retro-alimentar al sistema.

Santillán dice que "el proceso de resolver el problema de diseño en ingeniería involucra la definición de un espacio de solución y una búsqueda a través de él, y que la combinación de técnicas puede incrementar la eficiencia del proceso de búsqueda" (Santillán, 1998).

Partiendo de dicho supuesto, podemos considerar al buscador inteligente una herramienta potencial de ingeniería que se fundamenta en los algoritmos genéticos, y que a su vez presenta el desafío del modelado, para optimizar el proceso de búsqueda de información.

Para el presente desarrollo se implantó un software piloto para asistir el diseño de detalle en estriados en ejes de cajas de transmisión automotriz, se decidió modelarlo con análisis orientado a objetos y usar el lenguaje de programación C++, que es un lenguaje orientado a objetos, utilizando una computadora personal (Pc).

El buscador inteligente es el resultado de la síntesis de un algoritmo genético y la interacción con una base de datos, sistema que asiste el diseño de ejes estriados.

El buscador inteligente provee búsquedas en catálogo y ofrece un conjunto de alternativas de diseño para las flechas de transmisión de potencia estriadas, cada alternativa posee sus propias cualidades de desempeño que se reflejan en su diseño y eficiencia.

Las alternativas son presentadas en archivos que genera cada una de las corridas del programa, de modo que:

- Se provee al diseñador de una opción viable que ha reportado un desempeño bueno a través de su eficiencia.
- Se consideran las restricciones geométricas y físicas que el diseñador requiera.

Las actividades del buscador inteligente inician con la realización de la búsqueda aleatoria de posibles soluciones, las opciones de dicha búsqueda se evalúan y el proceso propio del algoritmo genético optimiza la búsqueda.

Para propósitos propios del desarrollo del buscador inteligente se tomaron en consideración:

- El uso de normas para diseñar estriados.
- Flechas con estriados de hasta 3 pulgadas pueden ser probados con el sistema.
- El tamaño de la población está determinado por el número de estriados que tenga la flecha a diseñar:
 - a) El número máximo de estriados a diseñar en la flecha es 10.
 - b) Para el diseño de una flecha que tenga hasta 10 estriados es posible utilizar el buscador inteligente en una Pc, considerando un tamaño de población máximo de 400 individuos, esto debido a la capacidad de procesado de información de la Pc.

El sistema nos ofrece para operarlo con mayor facilidad:

- Opciones de operadores para el administrador del sistema.
 - a) Tamaño de la población.
 - b) Método de cruce.

- c) Índice de mutación.
- d) Porcentaje de reemplazo.
- e) Repeticiones de búsqueda en catálogo.
- f) Condiciones de paro.

El diseño de estriados presenta las siguientes restricciones:

- Los parámetros físicos del diseño de estriados en ejes son:
 - a) La resistencia a la fatiga del diseño propuesto.
 - b) La potencia a transmitir del diseño propuesto
 - c) El factor de seguridad requerido por el diseñador.
- Los parámetros geométricos del diseño de estriados en ejes son:
 - a) El rango de diámetro (máximo y mínimo) requerido por el diseñador.
 - b) El rango de longitudes (máxima y mínima) requerido por el diseñador.
 - c) El tipo de aplicación del estriado requerido por el diseñador.
 - 1) Engrane.
 - 2) Sincronizador.
 - 3) Entrada/salida de potencia.

Características de los ejes estriados.

- Se puede tener la existencia de diferentes configuraciones para el mismo eje estriado.
- La configuración deberá contar con la misma estructura funcional, y principios de operación básica.
- Las diferencias existentes entre los diversos ejes estriados deben estar en función de los parámetros que utiliza el buscador inteligente.
- La conectividad o interacción con los demás sistemas técnicos para cada configuración siempre es la misma.

- Las diferentes configuraciones deben competir por tener un buen desempeño con la menor cantidad de material posible.
- La información del estriado se encuentra disponible en el catálogo y se generan archivos que permiten su identificación.

Así como lo plantean las leyes de la evolución natural, en el conjunto de configuraciones propuestas por el buscador inteligente, que se encuentran sujetas a restricciones y que representan soluciones viables, las configuraciones con mayor capacidad de adaptación tienden a mayor refinamiento, hasta que es elegida una determinada configuración.

3.2) Antecedentes de algoritmos genéticos.

Los algoritmos genéticos son una de las técnicas de computación evolutiva, que emula procesos naturales y demanda gran cantidad de recursos computacionales.

La comunidad que trabaja con algoritmos genéticos requiere.

- Modelado de los procesos a optimizar.
- Un procedimiento de búsqueda.

El algoritmo genético es una técnica de computación adaptativa que emula procesos naturales y que es:

- Evolutiva
- De aprendizaje autónomo
- De investigación metaheurística.

Sus ventajas son:

- No dependen del conocimiento para su operación.
- Pueden utilizarse en diferentes aplicaciones.
- Utilizan métodos directos para la evaluación y selección de soluciones.

- Han integrado procedimientos para proponer herramientas de ingeniería.

La aplicación de los algoritmos genéticos para resolver problemas de ingeniería específicos necesita ser manipulada experimentalmente.

Parte de la terminología que relaciona diferentes términos utilizados para la simulación artificial de sistemas biológicos es:

Naturaleza	Sistema artificial
Cromosoma	Cadena de caracteres.
Gen	Característica, carácter, detector.
Alelo	Valor de la característica.
Locus	Posición de la cadena.
Genotipo	Estructura.
Fenotipo	Conjunto de parámetros, solución alternativa, estructura decodificada.

Tabla No. 1 - Tabla comparativa entre naturaleza y sistema artificial. (Santillán, 1998).

Cromosomas.

- En la naturaleza:

Dos cromosomas se combinan para formar la descripción genética total de un individuo. Descripción que es llamada genotipo.

- En el sistema artificial:

Dos cadenas de caracteres se combinan para formar la estructura del individuo.

Fenotipo.

- En la naturaleza:

Organismo formado por la interacción del paquete genético total.

- En el sistema artificial:

Estructura decodificada para formar un conjunto particular de parámetros, ó solución alternativa.

Composición.

- En la naturaleza:

El Cromosoma está compuesto por genes que pueden tomar un número de valores llamados alelos.

- En el sistema artificial:

Cadenas compuestas por genes que toman diferentes valores. La posición de un gene (locus) se identifica separadamente de su función.

Para hacer uso del algoritmo genético de una manera adecuada requeriremos:

- 1) Definir una representación del problema.
 - a) Holland (Holland,1967) el padre de los algoritmos genéticos, los plantea con representaciones binarias.
 - b) Carlson (Carlson, 1996) así como muchos otro(a)s investigadore(a)s y desarrolladore(a)s han utilizado cadenas alfanuméricas, obteniendo resultados satisfactorios en sus diversas áreas.
 - c) Definición de restricciones del problema.
 - d) Rangos de variables a ser probadas.
 - e) Método de evaluación para las soluciones.
- 2) Generación de la población de individuos.
- 3) Evaluación de individuos de acuerdo con una determinada función de evaluación. Se seleccionan los mejores individuos para convertirse en padres.

- 4) La reproducción de individuos seleccionada es desarrollada utilizando diferentes operadores.
 - a) Cruza
 - b) Mutación
- 5) Desarrollo de la cruza, ya que puede ser de diversos tipos.
- 6) Mutación.

Los algoritmos genéticos son muy buenas herramientas para problemas cuyas características son:

- Problemas multi-objetivo.
- Problemas con relaciones no-lineales.
- Problemas que están descritos con funciones multi-modales.
- Problemas que manejan funciones no continuas.
- Problemas con gran espacio de soluciones.

Sin embargo aspectos sutiles del algoritmo genético son:

- Tamaño del espacio combinatorio de soluciones.
- Número de variables involucradas.

Para poder reducir y explorar el espacio de soluciones propio de problemas típicos de diseño en ingeniería mecánica es necesario eliminar posibles soluciones tomando en cuenta la imposibilidad física y geométrica.

Algunas veces el algoritmo genético opera bajo determinados parámetros que le producen oscilaciones y no convergen en su búsqueda, de ahí la importancia de hacer pruebas con ellos para que se evite en la medida de lo posible esta situación.

El algoritmo genético propone diferentes alternativas de solución que se integran en la etapa de generación de la población y se recombinan durante el proceso propio del algoritmo genético. Así el sistema mediante su operación y desempeño nos ofrece una solución que sea satisfactoria a los requerimientos de diseño.

Para utilizar los algoritmos genéticos como una potente herramienta que asista la ingeniería se requiere de:

- Tener la posibilidad de explorar en un espacio combinatorio de soluciones.
- Ofrecer un análisis estructurado del caso de estudio en el cuál desean aplicarse.
- La utilización de parámetros objetivos para medir las mejoras del diseño.
- Poder proveer restricciones específicas para cada variable.

Utilizando algoritmos genéticos, la evaluación de cada individuo está fundamentada por el especialista del área que está utilizándolos para resolver un problema determinado. Sin embargo; el proceso general de evaluación tiene fundamentos empíricos y a pesar de ello funcionan y optimizan los problemas.

3.3) Características del método de diseño.

- Debemos tener una evaluación mínima o máxima teórica según sea el caso, con la cuál comparar los resultados generados mediante la función evaluación. Dicha evaluación mínima o máxima teórica deberá fundamentarse debidamente, ya sea con expertos en el área, normas oficiales, guías de diseño o representaciones matemáticas.
- La estimación de eficiencia deberá ser la razón de la variable que deseamos optimizar, como podrían ser tiempo, resistencia, potencia, dinero, etc y la evaluación máxima o mínima teórica según sea el caso.

3.4) Algunas de las aplicaciones previas.

Los algoritmos genéticos se utilizan generalmente para resolver problemas complejos de optimización matemática. Actualmente existen muchos sistemas de cómputo que son utilizados para la investigación y el desarrollo, así como software comercial para

aplicar los algoritmos genéticos a problemas de optimización. (Mill, 1996; Parmee, 1996; Carlson, 1994; Krishnakumar, 1993). Algunas aplicaciones son:

- Investigación de operaciones con programación de la producción (Jain, 1997).
- Sistemas de reparto (Lee, 1997).
- Sistemas para programación de rutas de aerolíneas (Durand, 1996).
- En el desarrollo de diferentes herramientas para etapas iniciales de diseño. (Finger, Dixon, 1989).
- Definición de perfil para represas. (Parmee, 1996).
- Optimización de perfiles aerodinámicos (Mill, 1996).
- Definición de la cantidad de reactivos para reacciones exotérmicas (Karr, 1993).

3.5) Aplicación en ingeniería de diseño.

- En la ingeniería mecánica se han aplicado en optimización de ensamble (Santillán, 1998).
- Problemas de planeación (Paredis, 1992, Yamada, 1992)
- Sistema de optimización para agrupamiento de partes para formar una célula de producción utilizando conceptos de tecnología de grupos (Hon, Chi, 1994)
- Sistema para la definición preliminar de configuración de transmisiones mecánicas. (Pham, Yang, 1993).

3.6) Aplicaciones previas similares al buscador inteligente propuesto.

- Uso de algoritmos genéticos para selección de transmisiones de polea y cinturón. El sistema desarrolla búsqueda usando relaciones funcionales específicas y un catálogo de parte (Brown, 1993).

- Uso de algoritmos genéticos para la configuración de sistemas hidráulicos. Mejoró la eficiencia utilizando notación decimal, en vez de binaria (Carlson, 1994).
- En química se han aplicado en el análisis de información de flujo de desperdicio de complejos industriales multi-unidades. (Hugh, 1997).

CAPÍTULO IV

FUNDAMENTOS TEÓRICOS DEL BUSCADOR INTELIGENTE

4) Fundamentos teóricos del buscador inteligente.

Un algoritmo genético es una técnica de computación evolutiva con aprendizaje autónomo que está basada en emular los principios de selección natural propuestos en la Teoría de Darwin de la evolución de las especies (Darwin, 1859). Esta teoría se adapta a ambientes artificiales. Es en estos ambientes artificiales donde se manipula la información como base para el proceso de selección natural.

Los algoritmos genéticos fueron desarrollados por John Holland en 1967 en la Universidad de Michigan (Holland, 1967), quién después de asimilar los procesos adaptativos de la naturaleza, los modeló con sistemas artificiales para valerse de las ventajas con las que evoluciona la naturaleza. Los algoritmos genéticos se consideran como una herramienta de optimización robusta, ya que pueden manejar espacios de solución no continuos, de gran tamaño y con múltiples óptimos parciales.

Los algoritmos genéticos han demostrado buen potencial para explorar espacios de solución en problemas no lineales y converger hacia zonas donde se encuentran concentraciones de posibles soluciones (De Jong, 1980) A diferencia de los métodos denominados escaladores (*hill climbing*) y otras herramientas heurísticas utilizadas en la investigación de operaciones.

Por esta razón, se les considera apropiados para aplicarse en problemas de diseño para ensamble y diseño conceptual, especialmente cuando se requiere buscar compatibilidad entre los componentes de un sistema. Carlson publicó un trabajo en el que se configuran sistemas hidráulicos (Carlson, 1996) Ella manejó el hecho de que se pueden encontrar los elementos y optimizar el comportamiento del sistema simultáneamente. Thornton, a su vez, realizó una investigación en la cuál se resuelve la configuración de elementos en un ensamble biela manivela corredera. (Thornton, 1996).

Es muy amplio el número de alternativas para el uso de algoritmos genéticos en la configuración y diseño de detalle de sistemas mecánicos.

4.1) Fundamentos de la operación de los algoritmos genéticos.

Cuando se trabaja con los algoritmos genéticos, primero se debe escoger un alfabeto (puede ser un código binario), que nos ayudará a representar las características principales de la solución a un problema. Una vez elegido el alfabeto u orden de atributos, codificamos el problema particular en genes. Los genes son cadenas de caracteres finitas. Cada cadena nos representa las características de una solución o individuo.

Para iniciar el algoritmo genético se genera semi-aleatoriamente una población de individuos que contienen información diversa en sus genes. Mediante mecanismos de cruce o intercambio de información en genes se generan nuevos individuos y con ellos nuevas poblaciones. Dicho proceso lo podemos ver en la figura No.1, y se resume en:

Selección - Consiste en escoger individuos que contengan información competente para resolver el problema, en otras palabras seleccionamos la información mas relevante para la nueva generación, en este punto está en juego la supervivencia o muerte de información.

Reproducción - Es un mecanismo en el cual dos individuos "padres" intercambian sus genes formando dos nuevos individuos "hijos". Cada uno de los nuevos individuos contiene parte de la información de los padres, pero son diferentes a la vez.

El matemático J. Hadamard nos dice que aquí se fundamenta el potencial de los algoritmos genéticos "La invención o el descubrimiento se da gracias a la combinación de ideas" (Hadamard, 1949).

Mutación.- La mutación es un recurso de los algoritmos genéticos para poder explorar regiones de los espacios de solución que de otro modo se perderían durante todo el proceso. Así como en la naturaleza existen mutaciones que ocurren esporádicamente entre las especies para adaptarse al medio, los algoritmos genéticos generan cambios aleatorios y esporádicos en la información de algunos individuos.

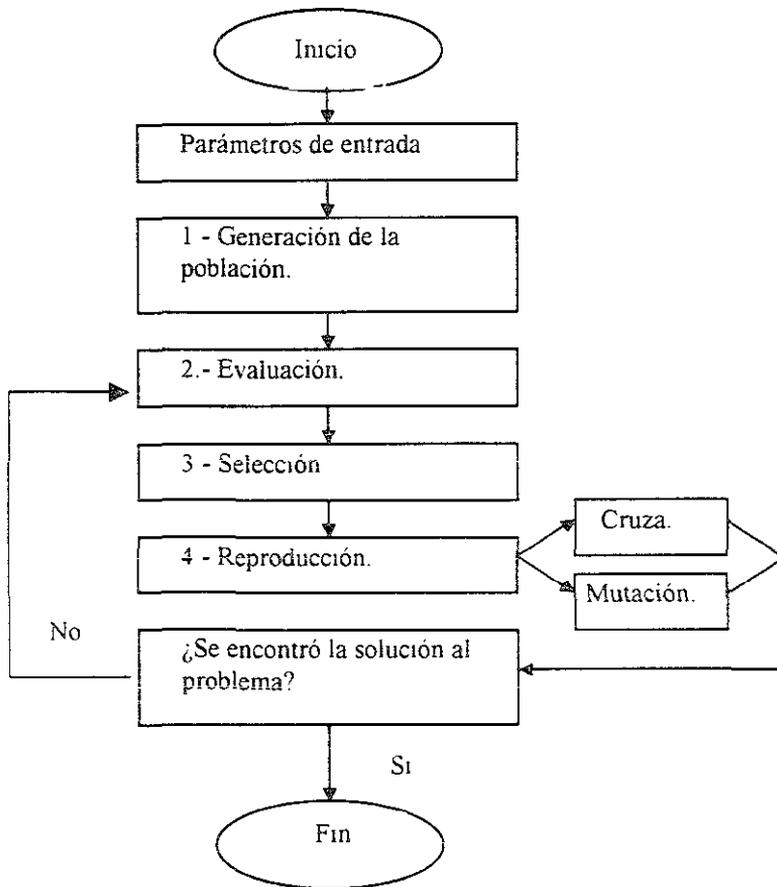


Figura No. 3.- Diagrama de flujo de un algoritmo genético simple.

Con lo anterior podemos ver que los algoritmos genéticos son una nueva herramienta que se tiene para poder explorar alternativas para desarrollar sistemas que auxilien en diversas áreas de la ciencia y la tecnología.

4.2) Potencial de aplicación de los algoritmos genéticos al diseño mecánico.

El diseño mecánico tiene varias etapas según Pahl y Beitz, como se puede ver en la figura No. 4, (Pahl, Beitz, 1986):

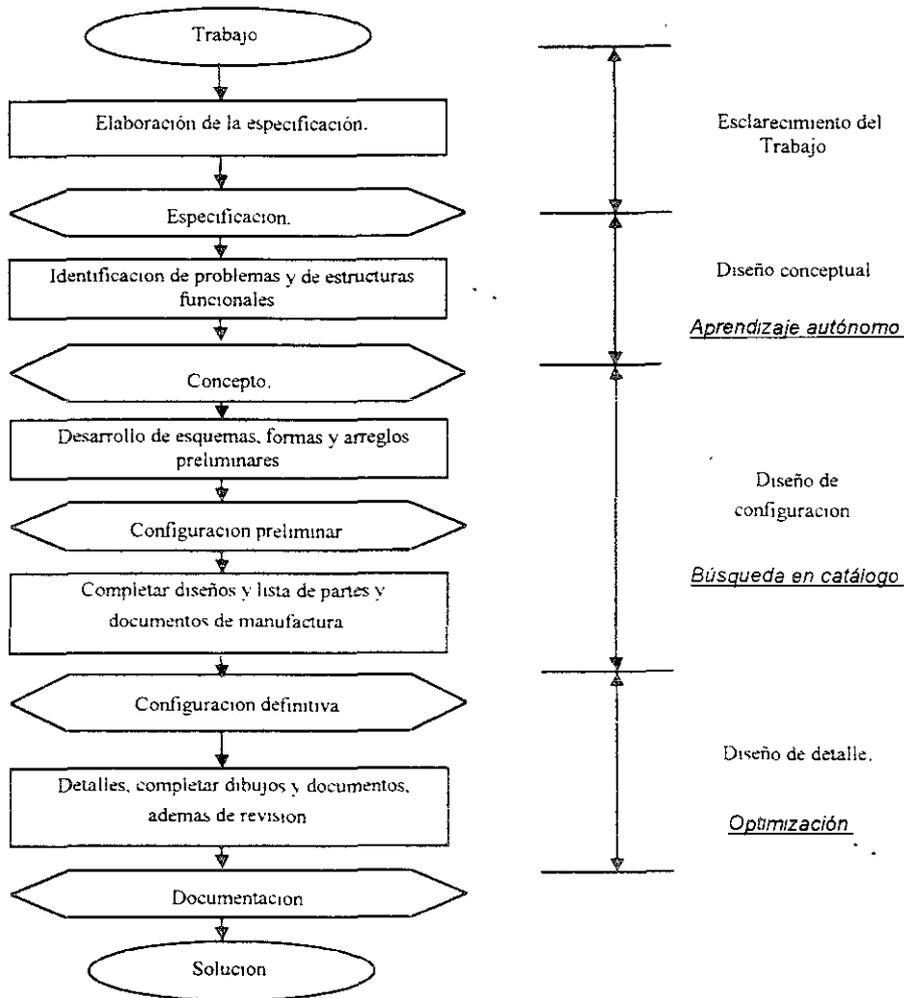


Figura No. 4.- Pasos del proceso de diseño según Pahl y Beitz.

Considerando el modelo de Pahl y Beitz el proceso de diseño comienza con la etapa de esclarecimiento del trabajo en la que se establece qué tipo de sistema técnico se requiere diseñar.

Una vez que se esclareció el trabajo, la siguiente etapa del proceso de diseño es la correspondiente a la etapa de diseño conceptual en la que se le dan forma a las ideas y los principios de operación para conformar un sistema técnico.

El siguiente paso en el proceso de diseño es el diseño de configuración, es en esta etapa en la que escogeremos los materiales y la forma del sistema técnico. Si el diseñador quiere utilizar un buscador inteligente para auxiliarse en la presente etapa, estará pensando en una base de datos que tenga la variedad de materiales y formas de los principios de operación previamente escogidos para el sistema técnico propuesto.

Al finalizar el proceso de diseño de configuración continuamos con la etapa de diseño de detalle y en esta etapa es en la que el diseñador requiere consultar una serie de catálogos que le dan la información técnica y específica sobre todos los elementos que conformarán los principios de operación del sistema técnico propuesto.

El problema es que el diseñador tiene que tomar decisiones precisas y oportunas en el menor tiempo posible, de manera que muchas ocasiones la solución propuesta no es la mas conveniente, o no es de las mejores. Es aquí donde surge el potencial de los algoritmos genéticos debido a que tienen la capacidad de explorar amplias regiones del espacio de soluciones en un tiempo breve (que está en función del diseño del sistema y del equipo de cómputo utilizado), a fin de proporcionar conjuntos de soluciones que tengan un buen potencial para cumplir las especificaciones de diseño.

4 3) Operación del buscador inteligente.

El sistema cuenta con una base de datos que contiene toda la información relevante para el problema de configuración del sistema técnico. En el presente caso de estudio para la configuración de un eje con estriados.

La base de datos es la biblioteca particular del algoritmo genético. El algoritmo genético se encarga de generar a los individuos, cuyos genes representan la solución o una configuración específica para la flecha.

Al comenzar el algoritmo genético la población inicial se genera utilizando los elementos de la biblioteca, además de módulos del sistema que se denominan filtros. Los filtros solo permiten la generación de soluciones válidas, de acuerdo a las restricciones particulares del problema.

Durante la selección se van escogiendo mediante pesos de probabilidad asignados por previo desempeño aquellos individuos con los mejores rendimientos, esto es, aptitud para resolver las restricciones de la configuración del eje y la optimización del diseño, dichos individuos serán utilizados por el algoritmo genético para desarrollar una nueva generación de configuraciones de ejes

En la fase de intercambio, dos configuraciones de ejes representados por las cadenas de caracteres formarán a otros dos sistemas técnicos intercambiando parte de sus genes entre sí. Dicha fase es crucial en el buscador inteligente porque no se puede permitir que el algoritmo genético genere individuos no válidos como solución. Por esta razón, se incorporan restricciones de conectividad y operadores de reproducción (cruza y mutación) que no alteren el contenido y significado de la información genética. Esto, junto con los cambios en las representaciones, nos producen una variante del algoritmo genético clásico planteado por Holland y Goldberg (Holland, 1967, Goldberg, 1989), generando un algoritmo genético propuesto especialmente para el buscador inteligente, el cual se puede apreciar en la figura No. 5, y que se distingue principalmente del algoritmo genético clásico por el catálogo y el filtro que lo componen

Las características que diferencian al algoritmo genético que tiene el buscador inteligente del algoritmo genético simple son:

- Representación mediante atributos del código
- Operadores de cruza.
- Generación de población sin violación a las restricciones.
- Incorporación de procedimientos de diseño para estriados.
- La implementación de un filtro para validar la conectividad y parámetros de cada individuo.

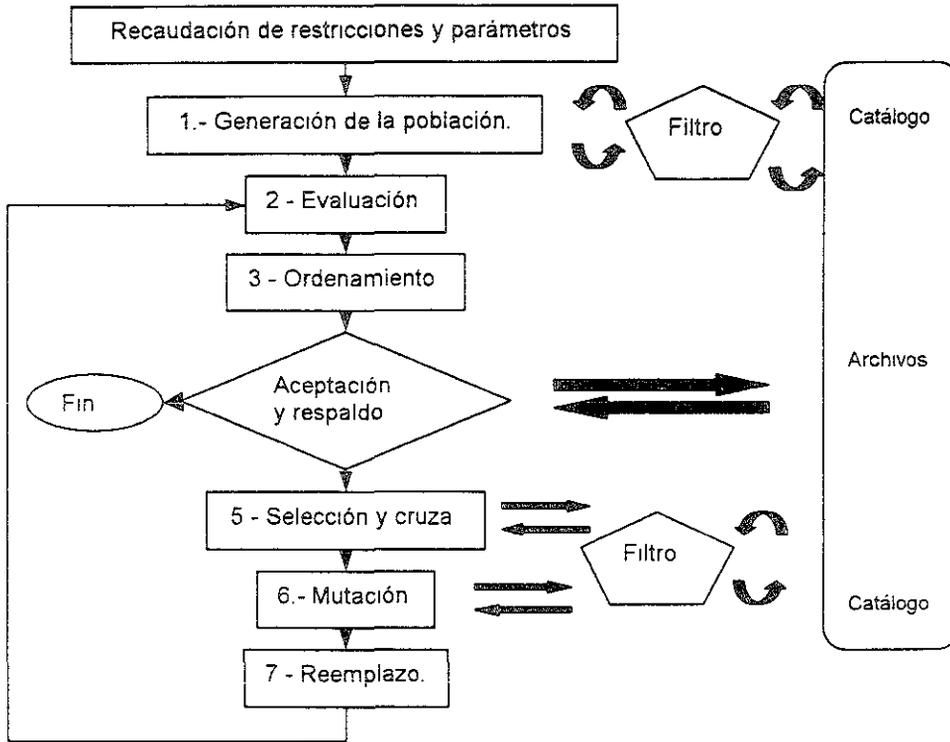


Figura No. 5 - Diagrama de flujo del algoritmo genético propuesto.

En las ocasiones en que exista alguna mutación, al igual que en la fase de intercambio se requerirá de filtros que permitan una solución viable.

4.4) Esquema del buscador codificado.

El esquema codificado del buscador parte de un análisis orientado a objeto utilizando herramientas del lenguaje UML para su modelado e implantación, está hecho en C++, que es un lenguaje de programación híbrido y resulta muy útil para este tipo de aplicaciones.

Por razones de confidencialidad del buscador inteligente, solamente se mostrará el esquema codificado resumido del mismo:

```
main{  
    presentación;  
    menu;  
    generación de población;  
    do{  
        evaluación;  
        ordenamiento;  
        verificación de paro;  
        cruza;  
        mutación;  
        reemplazo;  
    }while condición;  
} fin.
```

En la estructura del buscador inteligente podemos ver las ventajas técnicas de modular el sistema para posteriormente sintetizarlo módulo por módulo.

4.5) Estructura del catálogo.

El catálogo en la base de datos es la biblioteca particular del algoritmo genético.

El catálogo del buscador inteligente esta formado por 4 campos y se encuentra estructurado de la siguiente manera:

- Campo No. 1. Clave.
- Campo No. 2. Diámetro de paso.
- Campo No. 3. Número de dientes.
- Campo No. 4. Ángulo de presión.

De esta manera se encuentra almacenada la información que interactúa con el algoritmo genético y que constituye una parte muy importante del buscador inteligente.

El tamaño del catálogo utilizado fue de 2184 estriados.

CAPÍTULO V

DESCRIPCIÓN DEL CASO DE ESTUDIO

5) Descripción del caso de estudio.

5.1) Características.

El caso de estudio en cuestión es el correspondiente al diseño de los estriados de la flecha principal de transmisión de potencia de una caja de transmisión modelo que tiene las siguientes características:

- Es una flecha que consta de cinco estriados a diseñar.
- La potencia de transmisión de diseño de la flecha es de 60 Hp.
- Las revoluciones de trabajo de diseño de la flecha son de 3600 rpm.
- El factor de seguridad de diseño es de 4.5
- El material de diseño es acero SAE 8620-H que tiene una resistencia a la tensión de 792.35 Mpa.

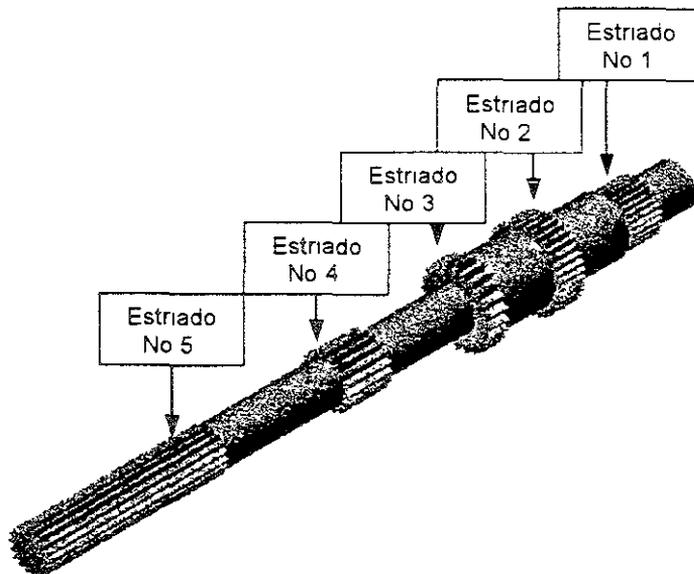


Figura No. 6.- Eje estriado que muestra número y posición de los estriados.

- Para el estriado No. 1 se tiene:
 - a) El intervalo de longitud para el estriado es (0.0163 – 0.0313)m.
 - b) El intervalo de diámetro para el estriado es (0.025 – 0.045)m.
 - c) El tipo de ajuste para el estriado es apriete, (H6/k5) para el sistema ISO. (Ver Standard ANSI, 1970).

- Para el estriado No. 2 se tiene:
 - a) El intervalo de longitud para el estriado es (0.016 – 0.031)m.
 - b) El intervalo de diámetro para el estriado es (0.0456 – 0.0656)m.
 - c) El tipo de ajuste para el estriado es apriete, (H6/k5) para el sistema ISO. (Ver Standard ANSI, 1970).

- Para el estriado No. 3 se tiene:
 - a) El intervalo de longitud para el estriado es (0.00726 – 0.02226)m.
 - b) El intervalo de diámetro para el estriado es (0.0348 – 0.0548)m.
 - c) El tipo de ajuste para el estriado es apriete, (H6/k5) para el sistema ISO. (Ver Standard ANSI, 1970).

- Para el estriado No. 4 se tiene:
 - a) El intervalo de longitud para el estriado es (0.02972 – 0.04472)m.
 - b) El intervalo de diámetro para el estriado es (0.025 – 0.045)m.
 - c) El tipo de ajuste para el estriado es apriete, (H6/k5) para el sistema ISO. (Ver Standard ANSI, 1970).

- Para el estriado No. 5 se tiene:
 - a) El intervalo de longitud para estriado es (0.117 – 0.132)m.
 - b) El intervalo de diámetro para el estriado es (0.022 – 0.042)m.
 - c) El tipo de ajuste para estriado es medio, (H6/h6) para el sistema ISO. (Ver Standard ANSI, 1970).

Es un caso de estudio que involucra el diseño de los estriados de una flecha de transmisión de potencia que actualmente se fabrica en la industria y la información que se utiliza en el mismo es la requerida para que opere adecuadamente el buscador inteligente.

5.2) Restricciones.

El buscador inteligente opera con base en restricciones para proveer solamente soluciones que satisfacen las condiciones de diseño que se requieren. Las restricciones del caso de estudio son de naturaleza geométrica y física.

- Restricciones de tipo geométrico que están involucradas en el caso de estudio.

Están relacionadas con el diámetro permisible del estriado, con la longitud permisible y con el tipo de aplicación requerido.

- Restricciones físicas.

Están relacionadas con la resistencia del estriado a la fatiga, la resistencia a la tensión del material de la flecha, la potencia a transmitir de la flecha, las revoluciones de operación de la flecha y el factor de seguridad con el cuál se desea diseñar.

En caso de que se genere un estriado que posea una resistencia a la fatiga menor a la permitida, éste será rechazado.

El producto del factor de seguridad por la resistencia a la fatiga calculada para el estriado deberá ser menor a la resistencia a la fatiga del material utilizado en la flecha.

5.3) Colección de información para la caracterización de estriados.

La colección de información requerida para la caracterización de los estriados se encuentra recopilada por las siguientes relaciones matemáticas, (ver Nomenclatura y Aguirre, 1990):

$P = N / \phi_p$.	Ecuación No. 1
$p = \pi \phi_p / N$.	Ecuación No. 2
$p \cdot P = \pi$.	Ecuación No. 3
$M = \phi_p / N$.	Ecuación No. 4
$c = \frac{1}{2} (d_{\text{piñón}} + d_{\text{engrane}})$.	Ecuación No. 5
$m_w = N_{\text{engrane}} / N_{\text{piñón}}$	Ecuación No. 6
$\phi = \cos^{-1}(R_b) / \phi_p$.	Ecuación No. 7
$B = 2(\Delta c) \text{sen} \phi$.	Ecuación No. 8
$t = p/2$.	Ecuación No. 9
$A = 1/P$	Ecuación No. 10
$b = 125/P$.	Ecuación No. 11

Las relaciones de par, potencia, velocidad angular y fuerza son las siguientes (ver Nomenclatura y Aguirre, 1990):

$$T = \text{Pot} / \omega$$

$$T = (F \cdot r(\text{sen} \theta))$$

Ecuaciones No. 12 y 13

5.4) Diseño de estriados por resistencia a la fatiga.

Para el cálculo de resistencia a la fatiga en los dientes de los estriados, el análisis parte de la ecuación de Lewis que es expresada en la siguiente relación matemática (ver Nomenclatura y Shigley, 1972):

$$\sigma = \frac{M}{I / C} = \frac{6 Fh}{Lt^2} \frac{[N]}{[m^2]}$$

Ecuación No. 14

Para calcular la resistencia a la fatiga tenemos que el límite de resistencia a la fatiga de un estriado está dado por la siguiente expresión (ver Nomenclatura y Aguirre, 1990):

$$S_e = K_a K_b K_c K_d K_e K_f S_e \quad \text{Ecuación No. 15}$$

K_a (Acabado).- Corresponde al del maquinado, aún cuando el estriado se termine rectificado o cepillado. (Ver Nomenclatura y Aguirre, 1990)

$$K_a = -\frac{S_{ut}}{5805.77} + \frac{1}{1148}$$

Ecuación No. 16

K_b (Tamaño).- Es considerado por el tamaño de los dientes de cada estriado. (Ver Nomenclatura y Aguirre, 1990).

$$K_b = \frac{N}{2540.158(\phi_p)} + 0.82$$

Ecuación No. 17

K_c (Confiabilidad).- Se considera una confiabilidad del 50% por lo que se utilizó uno. (Ver Nomenclatura y Aguirre, 1990).

$$K_c = 1 \quad \text{Ecuación No. 18}$$

K_d . (Temperatura).- Se considera que la temperatura de trabajo del estriado será menor a 450° por lo que se utilizó uno. (Ver Nomenclatura y Aguirre, 1990).

$$K_d = 1 \quad \text{Ecuación No. 19}$$

K_e . (Esfuerzos).- Se calcula de la siguiente manera (ver Nomenclatura y Shigley, 1972):

$$K_f = 1 + q(K_t - 1)$$

$$\text{Ecuación No. 20}$$

Tenemos que (ver Nomenclatura y Shigley, 1972):

$$q = 0.90 \quad \text{Ecuación No. 21}$$

$$K_t = 1.53 \quad \text{Ecuación No. 22}$$

Sustituyendo valores en la ecuación No 20 tenemos:

$$K_f = 1.447 \quad \text{Ecuación No. 23}$$

K_e se define con la relación (ver Nomenclatura y Shigley, 1972):

$$K_e = \frac{1}{K_f}$$

$$\text{Ecuación No. 24}$$

Sustituyendo valores en la ecuación No 24 se obtiene:

$$K_e = 0.691 \quad \text{Ecuación No. 25}$$

K_f . (Efectos varios).-Debido a que los estriados están sometidos a fuerzas alternantes, se tomó uno (ver Nomenclatura y Shigley, 1972):

$$K_f = 1 \quad \text{Ecuación No. 26}$$

Se tiene que para el caso de los aceros, el límite de resistencia a la fatiga varía en un rango que va del 40% al 60% de la resistencia a la tensión, hasta que ésta alcanza el valor de 1400 Mpa, después del cuál el límite de fatiga parece estabilizarse en 700Mpa. (Ver Nomenclatura y Aguirre, 1990). De modo que se toma:

$$S_e = 0.5S_{ut} \quad \text{para } S_{ut} \leq 1400 \text{ Mpa.} \quad \text{Ecuación No. 27}$$

$$S_e = 700 \text{ Mpa} \quad \text{para } S_{ut} > 1400 \text{ Mpa.} \quad \text{Ecuación No. 28}$$

El material utilizado en el presente caso de estudio, es el utilizado por la empresa fabricante para las flechas de transmisión de potencia (ver Nomenclatura y Standard ANSI, 1970):

$$\text{SAE 8620-H con } S_{ut} = 792.35 \text{ Mpa.} \quad \text{Ecuación No. 29}$$

El factor de seguridad de diseño (f_s) para estriados según su aplicación, se calcula con la siguiente fórmula (ver Nomenclatura y Aguirre, 1990):

$$f_s = K_o K_m n \quad \text{Ecuación No. 30}$$

Los factores involucrados en el cálculo del factor de seguridad de diseño para estriados según su aplicación, se caracterizan de la siguiente manera:

K_o (Sobrecarga) - Debido a que la transmisión de la fuente motriz es de choque moderado y la carga inducida en la máquina es uniforme se utilizó el siguiente valor (ver Nomenclatura y Aguirre, 1990):

$$K_o = 1.50 \quad \text{Ecuación No. 31}$$

K_m (Distribución).- Este factor toma en cuenta que la carga no se distribuya uniformemente sobre toda la cara del engrane, ocasionando que los dientes sufran cargas localizadas mayores a las consideradas en los cálculos preliminares. Debido a que los soportes son de montaje exacto, existe poco juego en los cojinetes y deflexión mínima, aunado a un ancho de cara promedio entre 0 – 50 mm, se utilizó el siguiente valor (ver Nomenclatura y Aguirre, 1990):

$$K_m = 1.30 \quad \text{Ecuación No. 32}$$

n . (Factor).- El factor n en la ecuación es el factor de seguridad de diseño convencional y se recomienda usar un $n \geq 2$ para obtener un margen de seguridad aceptable contra la fatiga. Se utilizó un factor de 2.3 para incluir factores externos no considerados previamente. (Ver Nomenclatura y Aguirre, 1990). $n = 2.3$ Ecuación No. 33

Substituyendo valores en la ecuación No. 30, el factor de seguridad de diseño a utilizar en el presente caso de estudio es el siguiente:

$$f_s = 4.485 \quad \text{Ecuación No. 34}$$

Finalmente para cálculos se tomó:

$$f_s = 4.5 \quad \text{Ecuación No. 35}$$

La eficiencia como ya se vio en la sección correspondiente a módulos del programa se calcula de la siguiente manera (ver Nomenclatura y Santillán, 2000):

$$\eta = \frac{f_s \times \sigma_{\text{calculado}}}{\sigma_{\text{material}}}$$

$$\text{Ecuación No. 36}$$

En la ecuación No. 36, f_s corresponde a la ecuación No. 35, $\sigma_{\text{calculado}}$ corresponde a la ecuación No. 14 y σ_{material} corresponde a la ecuación No. 15.

El producto que se encuentra en el numerador de la ecuación No. 36 deberá ser menor que el denominador de la misma ecuación, de lo contrario no se tendrá vida infinita en el elemento

CAPÍTULO VI

CARACTERÍSTICAS DEL BUSCADOR INTELIGENTE

6) Características del buscador inteligente.

6.1) Generalidades.

En la etapa de desarrollo de software primeramente se debe establecer una representación del genoma del problema, que pueda operarse y con el que se puedan manipular:

- Restricciones.
- Diferentes operadores genéticos:
 - a) Cruza.
 - b) Mutación.
 - c) Estrategias de renovación de población.

La representación de la información estará determinada por:

- El tipo de procesado de información.
- La interpretación de resultados a obtener.

- Para el presente caso de estudio se estudió la posibilidad de utilizar una representación binaria, pero debido a que los operadores, las mutaciones y cruza son complicados se optó por la representación alfanumérica, que además tiene mayor eficiencia que la representación binaria

La eficiencia de la representación alfanumérica se destaca por:

- Mejor interpretación.
- Mejor programación.
- Procesado eficiente de información.

El proceso para el manejo de restricciones está descrito por la combinación de parámetros y operadores genéticos.

Para el uso de la notación alfanumérica, los factores son los siguientes:

- Primer código.- Representa una característica geométrica.
- Segundo código.- Representa una característica funcional.
- Tercer código.- Representa una característica geométrica.
- Cuarto código.- Representa una característica funcional.

Para poder calcular el número de caracteres de la cadena se tiene:

$$\text{Número de caracteres} = (\text{Número de estriados})(4) \quad \text{Ecuación No. 37}$$

El número 4 en la ecuación No. 37 se debe a que cada estriado se representa con 4 caracteres en la cadena.

Las restricciones son de tipo:

- Geométrico.
- Físico

Cada código es un atributo del objeto estriado y las restricciones que lo determinan son:

- Primer código:
 - a) El diseñador. (Proporciona el intervalo del diámetro permitido (máximo y mínimo) en m).
 - b) Resistencia a la fatiga. (Se evalúa el desempeño).
 - c) Existencia en el catálogo. (Únicamente se utilizan los existentes en el catálogo).
- Segundo código:
 - a) Resistencia a la fatiga. (Se evalúa el desempeño).
 - b) Existencia en el catálogo. (Únicamente se utilizan los existentes en el catálogo).

- Tercer código:
 - a) El diseñador. (Proporciona un intervalo).
 - b) Resistencia a la fatiga. (Se evalúa el desempeño).
- Cuarto código:
 - a) El diseñador. (Proporciona un intervalo).

La lógica del buscador inteligente parte de la interfase que recopila la información necesaria para que se genere un arreglo que representa a las flechas, y por cada flecha otro arreglo que representa los estriados.

Conforme a la literatura consultada los tipos de cruza implementados se basaron en los modelos de Santillán (Santillán, 1998) y Carlson (Carlson, 1996). Para ambos casos se intercambian genes alfanuméricos (ver tabla No. 1) que en conjunto representan alguna propiedad específica ya sea de tipo funcional, geométrico, físico, de conectividad, etc.

Ambos lo implementaron de dicha manera ya que si no se tiene cuidado en este aspecto la información corre el riesgo de disociarse y ya no tiene sentido el fenotipo (ver tabla No. 1) de cada individuo generado.

6.2) Módulos.

La estructura del software se describe en el capítulo cuarto y está integrada por los diversos módulos del buscador inteligente.

Módulo de presentación:

Este módulo nos ofrece una pantalla de presentación de la siguiente manera:

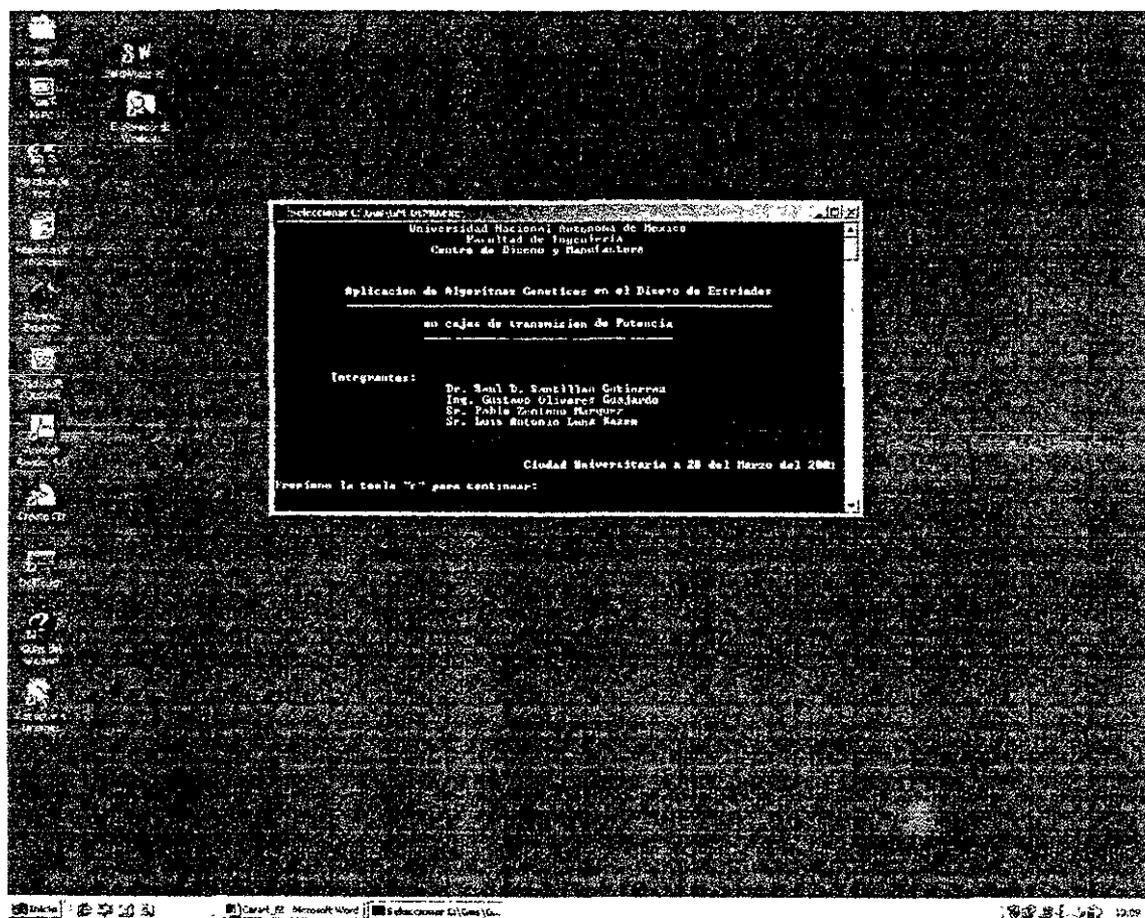


Figura No. 7.- Pantalla de presentación del buscador inteligente.

Posteriormente nos ofrece un resumen, la manipulación y la fundamentación mecánica del programa.

Módulo de recaudación de restricciones y parámetros de diseño y de parámetros del algoritmo genético, llamado también Set-up:

Nos proporciona los menús de opciones, dichos menús permiten al usuario ingresar la información de la siguiente manera:

- Ingresar la información totalmente desde archivo.
 - a) Información del usuario. (Restricciones).
 - b) Información del administrador o persona que manipula las variables propias del algoritmo genético. (Parámetros)
- Ingresar la información desde el teclado.
 - c) Información del usuario. (Restricciones).
 - d) Información del administrador. (Parámetros).
- Ingresar parte de la información desde archivo y parte desde el teclado. En este caso se puede ya sea.
 - a) Ingresar desde archivo la Información del usuario. (Restricciones), y desde teclado Información del administrador. (Parámetros)
 - b) Ingresar desde archivo la Información del administrador. (Parámetros), y desde teclado la Información del usuario. (Restricciones).

Los valores de la información requerida al administrador (parámetros del algoritmo genético) son:

- Tamaño de la población
- Método de cruza.
 - a) Punto simple.
 - b) Punto doble.

c) Intercambio de atributos.

- 1) Atributo: ϕ_p y N.
- 2) Atributo: Longitud.
- 3) Atributo: Tolerancia.
- 4) Atributo al azar.

• Método de reemplazo.

- a) Mejor individuo.
- b) Porcentaje de reemplazo.

• Índice de mutación.

• Número de veces de generación aleatoria de los estriados con búsqueda individual o conjunta de sus atributos.

• Numero de veces de repetición en la búsqueda al azar de ϕ_p .

• Numero de veces de repetición en la búsqueda al azar de N

• Numero de veces de repetición en la búsqueda de un estriado.

• Parámetros para el reporte standard.

- a) Intervalo para tomar fotografía de la población
- b) Condición de paro.

1) Número de veces que se repite el mismo mejor individuo.

2) Número de veces que se repite un intervalo de porcentaje de variación en la desviación estándar.

3) Número de generaciones permitidas por default durante la corrida.

Los valores de la información requerida al diseñador (restricciones y parámetros de diseño) son:

- El número de estriados a diseñar en la flecha.
- La longitud mínima permitida a cada estriado.

- La longitud máxima permitida a cada estriado.
- El diámetro mínimo permitido a cada estriado.
- El diámetro máximo permitido a cada estriado.
- El tipo de aplicación de cada estriado.
 - a) Engrane.
 - b) Sincronizador.
 - c) Entrada/salida de potencia.
- La potencia a transmitir por la flecha.
- La velocidad angular de la flecha.
- El factor de seguridad de diseño.
- La resistencia a la tensión del material a utilizarse en la flecha.

Módulo correspondiente a la generación de población:

Es el módulo que elabora un conjunto determinado de individuos o soluciones potenciales (población) mediante un procedimiento aleatorio. Al conjunto de individuos se le denomina población, para el presente caso de estudio un individuo representa una flecha que cumple con los parámetros del diseñador.

- Funcionamiento.

Utilizando la información proporcionada por el diseñador:

Se recopila información de un catálogo en la base de datos de forma aleatoria para integrar parte de la información que tendrá cada una de los estriados de las flechas.

Para complementar la información de los estriados de las flechas se genera dentro de un intervalo definido una longitud aleatoria y se selecciona una de las cuatro posibles clases de tolerancia para cada estriado.

Ejemplo.

El buscador recopila del catálogo:

- La calve del estriado. 191
- El diámetro de paso. 0.0254 m.
- El número de dientes. 13
- El ángulo de presión. 30°

Posteriormente genera aleatoriamente la longitud del estriado: 0.1296 m.

Finalmente selecciona una clase de tolerancia para el estriado: 7 (Deslizante).

Módulo correspondiente al filtro:

Es un módulo que se encarga de verificar y validar a cada individuo de una población determinada.

- Funcionamiento.

Del individuo se toma cada estriado que lo compone y se verifica conforme a las restricciones geométricas y físicas que cumplen las propiedades del individuo.

En caso de no cumplir alguna de las propiedades se procederá de la siguiente manera hasta que cumpla:

- a) La longitud se vuelve a generar al azar.

El Número de dientes se escoge en el Catálogo al azar para que su correspondiente Diámetro de paso, ya dado, también cumpla. Este paso se repite un número determinado de veces.

- b) Se escoge el Diámetro de paso en el Catálogo al azar.

Tanto para el Número de dientes como para el Diámetro de paso se revisa previamente si existen o no en el catálogo.

Se fija el Diámetro de paso con el Número de dientes variable, esto se realiza un número determinado de veces, de lo contrario generamos el Diámetro de paso nuevamente.

- c) Se manda llamar un estriado y se verifica, si no es aceptado, se repite la operación un número determinado de veces.

Este es un módulo que comparten el módulo de generación de población, el módulo de selección y cruza, y el módulo de mutación.

En resumen evita las violaciones a las restricciones geométricas y físicas en el genoma.

Módulo correspondiente a evaluación:

Es el módulo que se encarga de darle un peso a cada individuo conforme a sus características de desempeño.

- Funcionamiento.

De cada individuo se calcula el desempeño (η) de cada uno de sus estriados y posteriormente se obtiene el desempeño general del individuo (promedio).

La eficiencia se calcula, como ya se presentó en el capítulo anterior, de la siguiente manera para cada flecha:

$$\eta = \frac{fsx\sigma_{\text{calculado}}}{\sigma_{\text{material}}}$$

Ecuación No. 36

Esto quiere decir que para el sistema una flecha con mejor desempeño para su diseño dado, es aquella que se acerque en la medida de lo posible al esfuerzo admisible de la misma, ya que de esta manera se optimizan tanto material como espacio, en otras palabras una flecha que tiene el mejor desempeño es aquella que tiene la eficiencia mas grande.

Módulo correspondiente a ordenamiento:

Es un módulo que con base en la eficiencia de cada individuo de la población los acomoda a cada uno de ellos, partiendo del que tiene mayor eficiencia al que tiene menor eficiencia.

- **Funcionamiento.**

Cada individuo de la población tiene una eficiencia dada y mediante una técnica de ordenamiento (burbuja, qsort, etc.) se ubica el individuo de mayor a menor eficiencia en el arreglo. En el presente sistema se utilizó el método de la burbuja porque tiene ventajas técnicas en cuanto a manipulación y tiempo de procesado de información.

Módulo correspondiente a la aceptación de la condición de paro y respaldo de la información generada por el buscador inteligente:

Este módulo consta de 2 partes.

- La primera parte se encarga de almacenar en un(os) archivo(s) la información correspondiente a los criterios de respaldo y la segunda monitorea el comportamiento de las generaciones así como el de sus individuos, utilizando los criterios de paro (mejor individuo, *offline*, *default*) para así determinar si se finaliza con la ejecución del algoritmo genético o no. Las condiciones de paro consideradas por este módulo son.

- a) Mejor individuo.

Tenemos al mismo mejor individuo durante un determinado número de generaciones.

- b) Offline.

Se compara la variación de eficiencia del individuo con la eficiencia de la media y la desviación estándar de la población considerada. La variación considerada posible, puede estar en el rango del 3 al 5%.

Para este sistema dicha variación se consideró en 4% durante un número determinado de generaciones.

c) Condición de paro por default.

Cuando no se ha convergido después de un número determinado de generaciones.

• La segunda parte es la correspondiente al respaldo de la información que genera el buscador inteligente.

a) Guardar al mejor individuo de toda la corrida.

b) Guardar la mejor generación de toda la corrida.

c) Guardar la eficiencia de cada uno de los mejores individuos de todas las generaciones.

d) Guardar la eficiencia promedio de cada una de las generaciones.

e) Guardar la última generación.

f) Tomar fotos de las generaciones.

Funcionamiento general del módulo.

Lo primero que efectúa el módulo es comparar el rendimiento promedio o eficiencia promedio " η " de la generación llamada "anterior" con respecto a otra considerada actual de tal suerte que se almacenará la que tenga la mejor eficiencia promedio " η " y que en la siguiente iteración tomará el papel de la generación llamada anterior

Tomando como plantilla el procedimiento anterior se almacenará al mejor individuo de toda la corrida

Además se almacenará la eficiencia de los mejores individuos de cada generación así como la eficiencia promedio de todas las generaciones.

Por otra parte se guardará la última generación de la corrida y opcionalmente generaciones tomadas cada cierto número de intervalos.

En la siguiente etapa, teniendo en cuenta los tres criterios de paro el módulo verifica en cada iteración si es preciso detener la corrida o continuarla.

Módulo correspondiente a selección y cruza:

Es un módulo que obtiene de la población una pareja de individuos a través de un método de selección (ruleta, torneo, etc.) y con ellos genera otra pareja de individuos con un procedimiento de cruza determinado (punto simple, punto doble, intercambio de atributos, etc.) y esto lo hace hasta regenerar el total de la población.

- **Funcionamiento.**

Utilizando el método de la ruleta (en el cuál la probabilidad de reproducción para cada individuo es proporcional a su eficiencia) se eligen 2 individuos de la población a los que se denominará padres, posteriormente mediante un método de cruza previamente definido se intercambiará su información (genes) obteniendo así 2 nuevos individuos que denominaremos hijos. Lo anterior se repite hasta formar una nueva población.

Operadores de cruza:

- a) Punto simple (retomado del algoritmo genético clásico (Holland, 1975)).
Se genera un número aleatorio entre el 1 y (número de genes - 1).
Posteriormente se intercambian entre los padres los genes a partir del gen (número aleatorio + 1).
- b) Punto doble (planteado por Goldberg (Goldberg, 1989)).
Se generan dos números aleatorios entre 1 y (número de genes - 1).
Posteriormente se intercambian entre los padres los genes a partir del gen (número aleatorio menor + 1) y hasta el gen (número aleatorio mayor).
- c) Intercambio de atributos (propuesto para el presente caso de estudio).
Se escoge desde la interfase con el usuario qué atributo se desea intercambiar, puede ser cualquiera de los siguientes cuatro:
 - 1) Intercambio de ϕ_p y N
 - 2) Intercambio de longitud.

- 3) Intercambio de Tolerancia.
- 4) Intercambio de atributo al azar.

Posteriormente, se intercambian los padres el atributo correspondiente, salvo para el caso del intercambio de atributo al azar, en este caso para cada cruce se escoge aleatoriamente si será 1), 2) ó 3).

Módulo correspondiente a mutación:

Es el método que se encarga de cambiarle al azar una propiedad o gen a un individuo escogido de la población también al azar.

• Funcionamiento.

En el algoritmo genético simple se calcula una probabilidad de mutación y se compara contra un número aleatorio entre 0 y 1, cuando la probabilidad de mutación es mayor que el número aleatorio generado la mutación se verifica, de lo contrario no se verifica la mutación.

Si se verifica la mutación en el algoritmo genético simple se selecciona un gen aleatoriamente y se cambia.

Para el presente sistema se parte de la probabilidad de mutación calculada y se verifica si se aprueba o no un cambio en algún atributo de algún individuo de la población. La probabilidad de mutación (M_p) depende del índice de mutación (M_r) establecido, de la longitud del genoma (L) y del tamaño de la población (P_s) de la siguiente manera:

$$M_p = M_r \times L \times P_s. \quad \text{Ecuación No. 38}$$

Módulo correspondiente a reemplazo de población:

Es un módulo que se encarga de integrar la nueva generación con respecto a la generación anterior y a la generación intermedia. La generación intermedia es la que resulta de aplicar todo el proceso del algoritmo genético.

- **Funcionamiento.**

El algoritmo genético simple renueva toda la población, sin embargo el presente sistema nos da la posibilidad de elegir diversas estrategias de reemplazo.

Para ello se utiliza un método de selección de quien se queda (total, mejor, porcentaje) de la generación anterior y el restante se completa con los individuos de la generación intermedia.

Para renovar la población se utilizó:

- a) La estrategia elitista (guardar solamente el mejor individuo).
- b) Translape de un porcentaje de la población para enriquecer a la población con los mejores individuos de la generación anterior.

Golberg recomienda que el reemplazo esté entre un 70% y un 85% (Goldberg, 1989).

6.3) *Tamaño del espacio de solución.*

Se calcula considerando todas las posibles combinaciones de códigos válidos.

El espacio teórico máximo de posibles combinaciones de códigos para explorar es:

$$\text{Combinaciones} = (\text{TC})^{\text{NE}}(32767)^{\text{NE}}(4)^{\text{NE}} \quad \text{Ecuación No. 39}$$

Para el presente caso de estudio:

$$\text{TC (Tamaño del catálogo)} = 2184 \quad \text{Ecuación No. 40}$$

$$\text{NE (Número de estriados)} = 5 \quad \text{Ecuación No. 41}$$

El número 32767 en la ecuación No. 39 es el número posible de generaciones aleatorias de longitudes que nos permite realizar el compilador de C++ para cada estriado de la flecha a diseñar y el número 4 corresponde a los diversos tipos de ajuste que se pueden tener en cada estriado de la flecha a diseñar.

Sustituyendo los valores de TC y NE de las ecuaciones No. 40 y No. 41 respectivamente, en la ecuación No. 39 se tiene:

$$\text{Posibles combinaciones} = (2184)^5(32767)^5(4)^5 = 1.922 \times 10^{42} \quad \text{Ecuación No. 42}$$

6.4) *Tamaño del espacio de solución válido.*

El cálculo del tamaño del espacio de solución válido es complejo, debido a que, además de tener restricciones geométricas (que sí nos permiten hacer una estimación), tenemos la restricción física del diseño por resistencia a la fatiga de la flecha estriada y tal estimación debería desarrollarse para todas las posibles combinaciones mencionadas anteriormente. Por tal motivo se excluye la posibilidad de tal estimación, que puede ser motivo de una investigación futura.

CAPÍTULO VII

INGENIERÍA DE PROGRAMACIÓN

7) Ingeniería de programación.

7.1) Etapas de ingeniería de programación.

La ingeniería de programación se divide en seis etapas. En los proyectos de desarrollo de sistemas de cómputo es importante su seguimiento ya que permiten una planeación estructurada del sistema.

Las etapas son las siguientes:

- Recopilación de requerimientos.
 - a) Primeramente se estudia qué es lo que se requiere que el sistema realice.
 - b) En esta etapa se recopila la información base del caso de estudio para elaborar el sistema.

- Análisis

Es una etapa en la que se modela el sistema a grosso modo y se verifica que la información obtenida en la recopilación de requerimientos sea suficiente para desarrollar el sistema, también se define qué metodología de programación se va a utilizar (programación estructurada, orientada a objetos, orientada a eventos, entre otras.).

En esta etapa del proyecto se dividen y se reparten tareas que se pueden desarrollar independientemente.

- Diseño.

Es una etapa que toma como base el análisis de la etapa anterior para una adecuación y/o modificación a detalle del sistema propuesto, y para ello se desarrollan o utilizan algoritmos específicos para atacar procedimientos planteados en forma general.

- Desarrollo e implantación.

Es en ésta etapa en dónde se retoman los procedimientos de la etapa anterior para su desarrollo en el lenguaje ya escogido y se implanta en un código final.

- Pruebas.

Una vez compilado, se ejecuta el programa para comprobar que todas sus partes funcionen de manera independiente y conjunta. Para lograr esto se ingresan las entradas de información que solicita el programa haciéndolo de una manera controlada para comparar las salidas con un patrón ya estimado.

- Mantenimiento.

Aquí se corrigen problemas menores que pueden salir de la interacción del software con el usuario, o también se pueden agregar tareas extras al programa pedidas por el cliente siempre y cuando no se tenga que modificar de raíz el software original (mejora de ventanas, interfaz, texto, módulos auxiliares que mejoren el desempeño del programa, entre otros).

7.2) *Modulación.*

La técnica de ingeniería de software llamada modulación que se presenta en las etapas de análisis y diseño, nos sirve para descomponer el problema en módulos e ir de una situación general (tarea compleja) a una situación particular (tareas mas pequeñas y de menor complejidad).

La técnica de modulación fue de gran importancia para el presente sistema, ya que la complejidad inherente al sistema requiere una subdivisión de los módulos propuestos en submódulos de menor complejidad, que a su vez se subdividieron en tareas de menor complejidad.

Los módulos principales son:

- Recaudación de información o Setup.
- Generación de población.
- Filtro.
- Evaluación.
- Ordenamiento.
- Aceptación de las condiciones de paro.
- Respaldo.
- Selección.
- Cruza.
- Mutación.
- Reemplazo de la población.

El uso de dicha técnica aumenta las probabilidades de implantar un sistema que opere adecuadamente.

7.3) Metodología de análisis y diseño orientado a objetos fundamentada en UML.

UML quiere decir *Unified Modelling Language* (Alger, 1998), es una herramienta muy versátil ya que no es exclusiva de software sino en general para sistemas orientados a objetos.

El modelado de información es un proceso que permite abstraer un problema de la realidad utilizando entes abstractos denominados objetos, (ver Glosario), determinar las relaciones, procesos e interacciones que existen entre ellos y situarlos en un contexto de sistemas de información, tal y como el ser humano desarrolla las representaciones mentales del mundo que lo rodea.

Las herramientas que se utilizaron de UML fueron:

- Diagrama de secuencia.

Esta herramienta permite definir con claridad el camino, con respecto al tiempo, de los procesos (métodos) que deberá seguir cada módulo.

- Diagrama de colaboración.

Es una herramienta que permite observar y analizar la funcionalidad del sistema con respecto a la interacción que tienen en cada módulo las clases entre sí.

- Diagrama de clases.

Esta herramienta es el paso previo a la implantación y nos muestra la estructura estática del sistema.

7.4) Programación orientada a objetos con C++.

Se estudiaron los aspectos técnicos propios del lenguaje como son:

- Asignación dinámica de memoria.
 - a) Operador new
 - b) Operador delete[]
- Apuntadores y arreglos.
- Métodos.
- Constructores y destructores.
- Encapsulamiento.
- Manejo de flujo en Entrada/Salida de datos
- Paso de datos por copia o referencia.
- Abstracción y tipos definidos por el usuario.

Con ello se logró desarrollar e implantar exitosamente el sistema.

7.5) Diferentes etapas de ingeniería de programación en el presente sistema.

- Recopilación de requerimientos.

¿Qué se quiere? Se quiere una lista de estriados propuestos para la flecha a diseñar.

Los requerimientos para el presente proyecto son:

- a) Catálogo.
 - 1) Clave.
 - 2) Número de dientes.
 - 3) Ángulo de presión.
 - 4) Diámetro de paso.
- b) Número de estriados.
- c) Intervalo de longitud para cada estriado.
- d) Intervalo de diámetro para cada estriado.
- e) Tipo de ajuste para cada estriado
- f) Potencia a transmitir por la flecha
- g) Velocidad angular de operación.
- h) Factor de seguridad de diseño
- i) Resistencia a la tensión del material a utilizarse en el diseño.
- j) Tamaño de la población.
- k) Tipo de cruza.
- l) Índice de mutación.
- m) Método de reemplazo.
- n) Porcentaje de reemplazo.
- o) Repeticiones en los ciclos de búsqueda.

- p) Intervalo para tomar las fotos.
- q) Condiciones de paro del algoritmo genético.

- Análisis.

Primeramente se moduló el sistema.

En esta etapa se definió el sistema a grosso modo, de manera que se establecieron a grandes rasgos las funciones a desarrollar por cada módulo propuesto.

Se verificó que la información recopilada en la etapa anterior era la suficiente para desarrollar el sistema.

Se definió que la metodología de programación a utilizar en el presente sistema fuera la programación orientada a objetos.

- Diseño.

En esta etapa se utilizaron las tres herramientas de UML para atacar los procedimientos planteados en forma general

Por razones de protección a la propiedad intelectual solamente se mostrará un ejemplo de cada diagrama y la totalidad de los diagramas se muestran de forma anexa tanto al director de la presente tesis como a los respectivos sinodales revisores de la misma. Los respectivos diagramas se muestra en las figuras No. 8 y No. 9. También se muestran las clases del buscador inteligente

- Desarrollo e implantación.

Se retomó la información generada en la etapa anterior y se implantó cada método a su respectivo módulo para posteriormente integrar todo el sistema.

- Pruebas.

Esta etapa corresponde a la ejecución del sistema con un caso de estudio definido previamente y con una variación estructurada de los parámetros del algoritmo genético, todo ello para verificar el adecuado comportamiento del sistema y para caracterizar el algoritmo genético utilizado en el sistema.

- Mantenimiento.

En esta etapa se desarrollaron macros en Excel y un programa de sistema operativo tipo bat para facilitar el procesamiento de información generada por la ejecución del buscador inteligente.

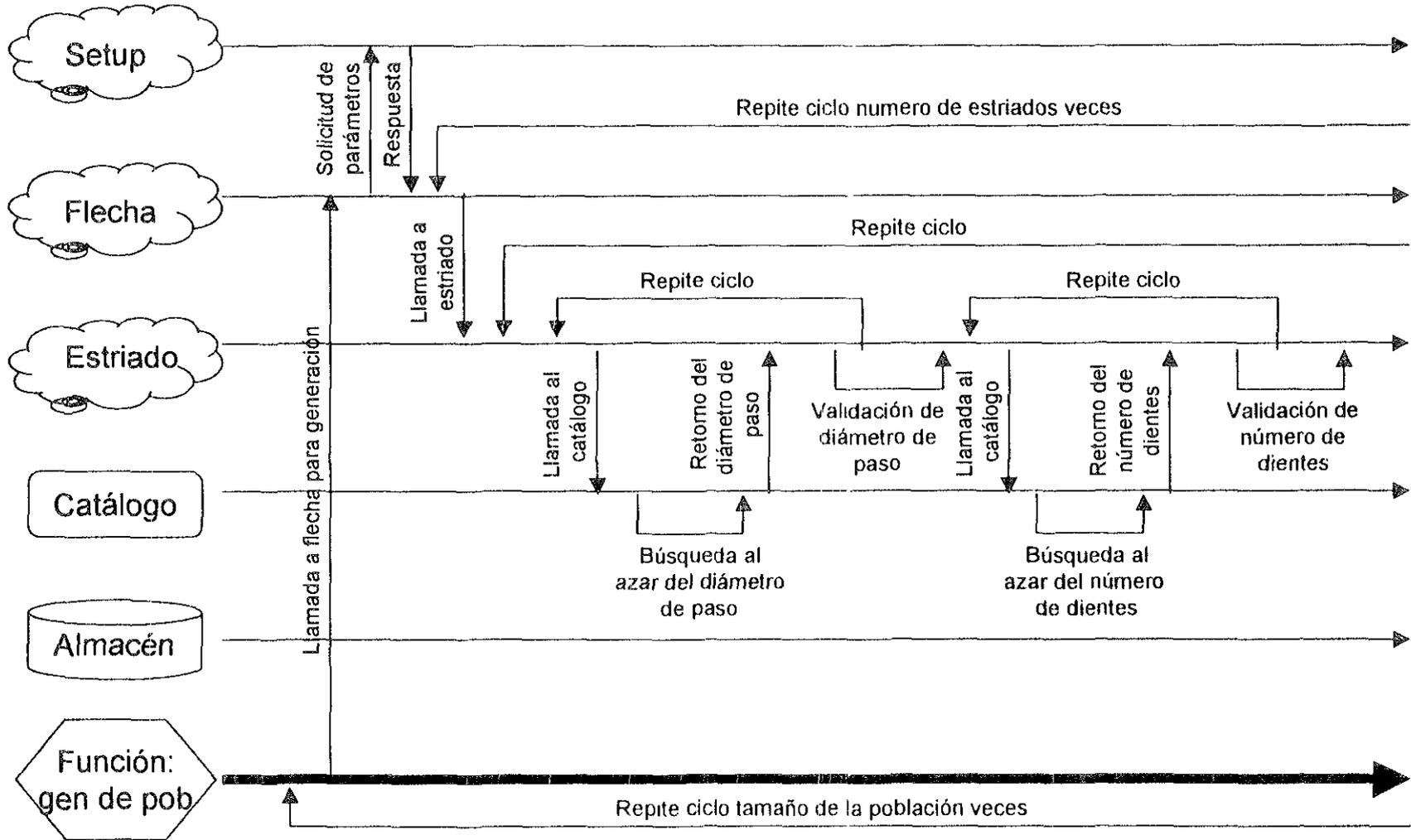


Figura No. 8.- Diagrama de secuencia para el módulo de generación de población.

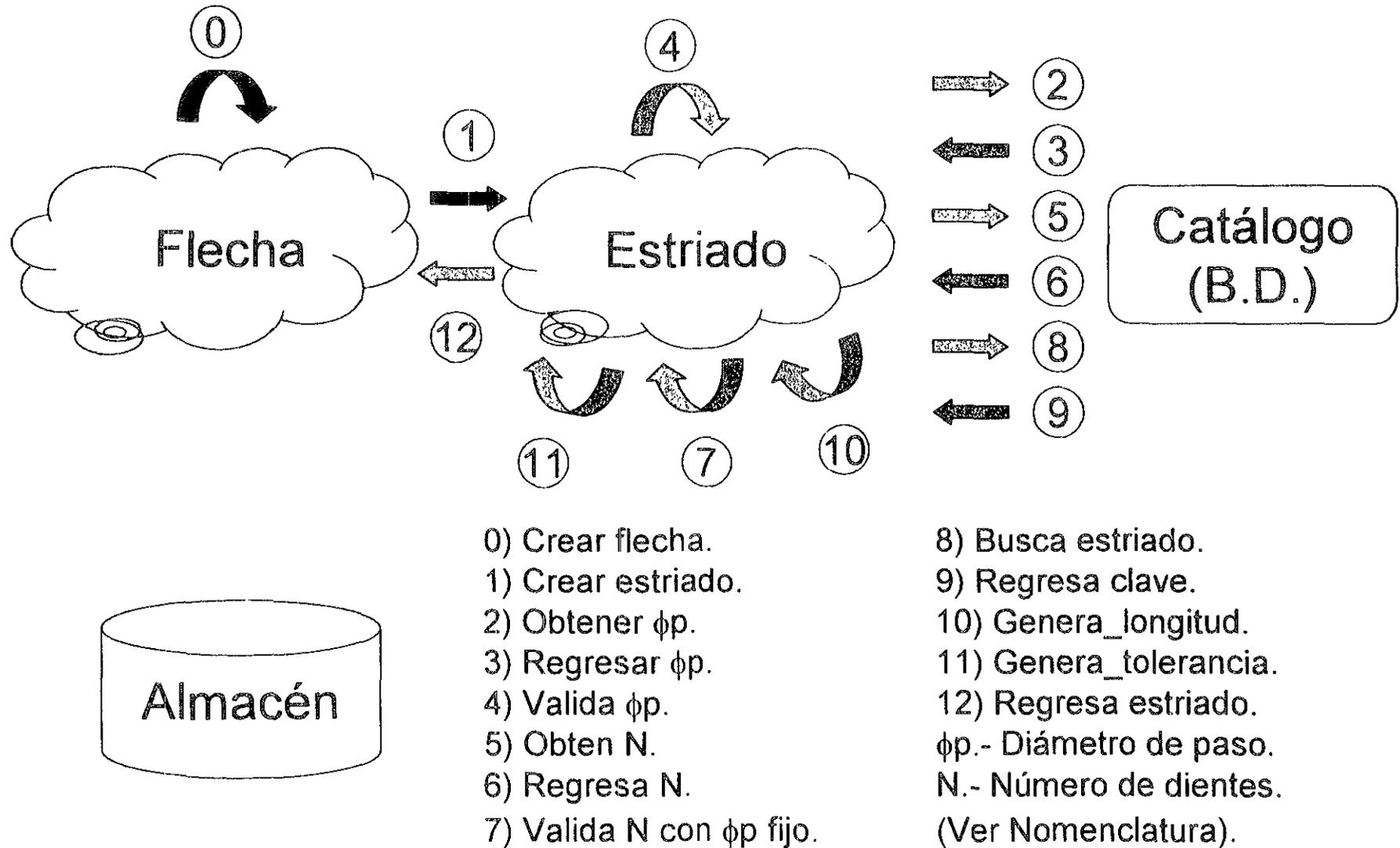


Figura No. 9.- Diagrama de colaboración para el módulo de generación de población.

Clases del buscador inteligente:

Clase Setup.

Atributos de la clase setup.

- Variables que asigna el diseñador o usuario final.
 - a) int Num_E; //Número de estriados
 - b) float *l_min; //Longitud mínima de cada estriado
 - ◦ ◦
 - Variables que asigna el administrador del buscador inteligente.
 - a) int Tam_pob; //Tamaño de la poblacion
 - b) int Met_cruza; //Tipo de método de cruza
 - ◦ ◦
-

Constructor.

- a) Setup(void); //Constructor.

Declaración de métodos para el uso de los atributos del diseñador.

- a) int obtenTecladoDis(void);
- b) void obtenConsolaNumE(void);
- ◦ ◦

Declaración de métodos para el uso de los atributos del administrador.

- a) int obtenTecladoAdm(void);
 - b) void obtenConsolaTamPob(void);
 - ◦ ◦
-

Clase Estriado.

Atributos de la clase estriado.

- a) float Dia_p; //Diámetro de paso.
 - b) int N; //Número de dientes.
 - • •
-

Constructor.

- a) Estriado(void); //Constructor.

Declaración de métodos para el uso de los atributos de estriado:

- a) Estriado obtenDiaP_N_Est(int);
- b) int buscaEstasignaAnguloClave(void);
- • •

Clase flecha.

Atributos de la clase flecha.

- a) float EfProm_Flecha; //Eficiencia Promedio de la Flecha
 - b) Estriado *eje; //Individuo Flecha
 - • •
-

Constructor:

a) Flecha(void); //Constructor.

Declaración de métodos para el uso de los atributos de flecha:

a) int creaFlecha(Setup &);

b) int evaluaFlecha(Setup &);

• • •

Los valores de los atributos de las clases del buscador inteligente se inicializan con el valor de -1.

CAPÍTULO VIII

PRUEBAS

Y

ANÁLISIS DE RESULTADOS

8) Pruebas y análisis de resultados.

8.1) Resumen.

Debido a que no existen guías concretas y recomendaciones para aplicaciones específicas, se ha procedido conforme a la experiencia de Santillán, director de la presente tesis; Beasley; Carlson; Hugh; Lee; entre otros tanto para la definición de tipo de operadores y parámetros, como para definición de pruebas. (Santillán, 1998; Beasley, 1993; Carlson, 1996; Hugh, 1997; Lee, 1997).

Información generada por el buscador inteligente:

- Se archivó al mejor individuo de toda la corrida.
- Se archivó la mejor generación de toda la corrida.
- Se archivó la eficiencia de cada uno de los mejores individuos de todas las generaciones.
- Se archivó la eficiencia promedio de cada una de las generaciones.
- Se archivó la última generación.
- Se archivó una copia de la generación cada 100 generaciones.
 - a) Para poder ver la evolución del programa.
 - b) Por si ocurría estancamiento.
 - c) Para encontrar soluciones alternativas.

Las condiciones de paro consideradas fueron:

- Paro por repetición del mejor individuo durante las últimas 50 generaciones.
- Paro por desempeño promedio de la población, cuando la variación es menor al 4% entre el individuo y la media y la desviación estándar de la población las últimas 100 generaciones.
- Paro por número de generaciones determinado en 10,000 generaciones.

Los factores para el intervalo del muestreo de generaciones son:

- Máximo número de generaciones del experimento.
- Comportamiento esperado del algoritmo genético para la estrategia seleccionada.

8.2) Descripción del trabajo experimental.

- Se desarrollaron los experimentos para un caso de estudio típico.
 - a) El caso de estudio fijó las restricciones de diseño.

Flecha con cinco estriados a diseñar.

Para el estriado No. 1 se tiene:

- 1) El intervalo de longitud para el estriado es (0.0163 – 0.0313)m.
- 2) El intervalo de diámetro para el estriado es (0.025 – 0.045)m
- 3) El tipo de ajuste para el estriado es apriete, (H6/k5) para el sistema ISO. (Ver Standard ANSI, 1970).

Para el estriado No. 2 se tiene:

- 1) El intervalo de longitud para el estriado es (0.016 – 0.031)m.
- 2) El intervalo de diámetro para el estriado es (0.0456 – 0.0656)m.
- 3) El tipo de ajuste para el estriado es apriete, (H6/k5) para el sistema ISO. (Ver Standard ANSI, 1970).

Para el estriado No. 3 se tiene:

- 1) El intervalo de longitud para el estriado es (0.00726 – 0.02226)m.
- 2) El intervalo de diámetro para el estriado es (0.0348 – 0.0548)m.
- 3) El tipo de ajuste para el estriado es apriete, (H6/k5) para el sistema ISO. (Ver Standard ANSI, 1970).

Para el estriado No. 4 se tiene:

- 1) El intervalo de longitud para el estriado es (0.02972 – 0.04472)m.
- 2) El intervalo de diámetro para el estriado es (0.025 – 0.045)m.
- 3) El tipo de ajuste para el estriado es apriete, (H6/k5) para el sistema ISO. (Ver Standard ANSI, 1970).

Para el estriado No 5 se tiene:

- 1) El intervalo de longitud para estriado es (0.117 – 0.132)m.
- 2) El intervalo de diámetro para el estriado es (0.022 – 0.042)m.
- 3) El tipo de ajuste para el estriado es medio, (H6/h6) para el sistema ISO (Ver Standard ANSI, 1970).

Potencia a transmitir la flecha de 60 Hp.

Revoluciones de trabajo de la flecha de 3600 rpm.

Factor de seguridad de diseño de 4.5

Resistencia a la tensión del material a utilizarse de 792.35 Mpa.

- b) Se variaron los parámetros del algoritmo genético.

Tamaño de la población.

Tamaños de población de 50, 100, 150, 200.

Operadores de cruza.

Operadores tipo punto simple, punto doble, intercambio.

Índice de mutación.

· Índices de 0.01 y 0.001

Tipo de reemplazo.

Reemplazo tipo mejor individuo y por porcentaje de 5, 10 y 15%.

Condición de paro.

50 repeticiones del mismo mejor individuo.

100 repeticiones del desempeño promedio de la población.

2000 y 10000 generaciones por default.

c) El diseño de las flechas estriadas se encuentra apegado a la norma.
(Ver Standard ANSI, 1970).

- El espacio de soluciones fue calculado.

El espacio sin restricciones de posibles soluciones es de 1.922×10^{42}

- Se realizaron las gráficas correspondientes a la eficiencia promedio de la población, a la eficiencia de los mejores individuos y conjunta. En la sección de anexos se presentan las gráficas correspondientes a los experimentos mas significativos durante la etapa de pruebas

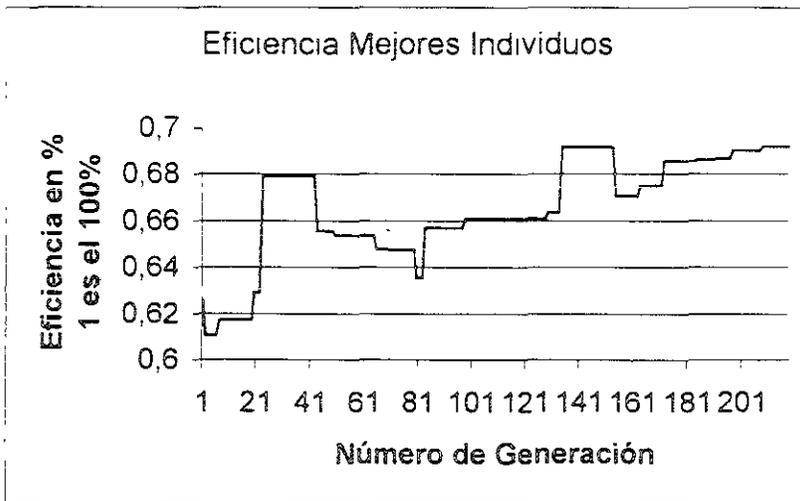


Figura No. 10.- Gráfica típica generada en un experimento correspondiente a la eficiencia de los mejores individuos de la corrida contra el número de generación.

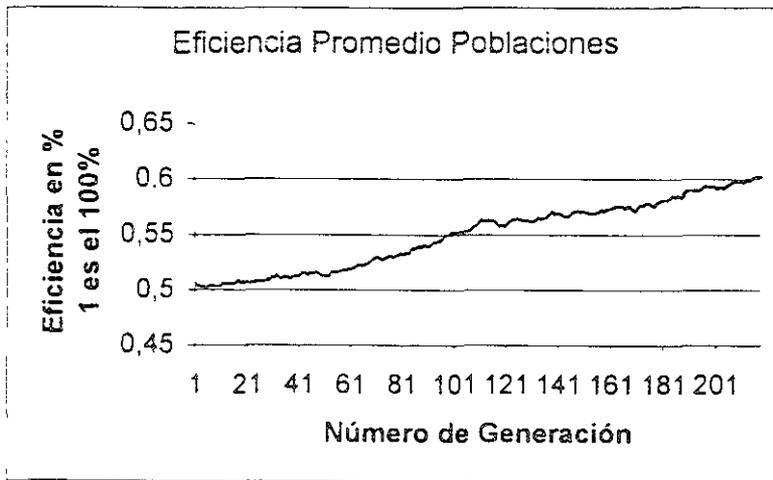


Figura No. 11.- Gráfica típica generada en un experimento correspondiente a la eficiencia promedio de cada población de la corrida contra el número de generación

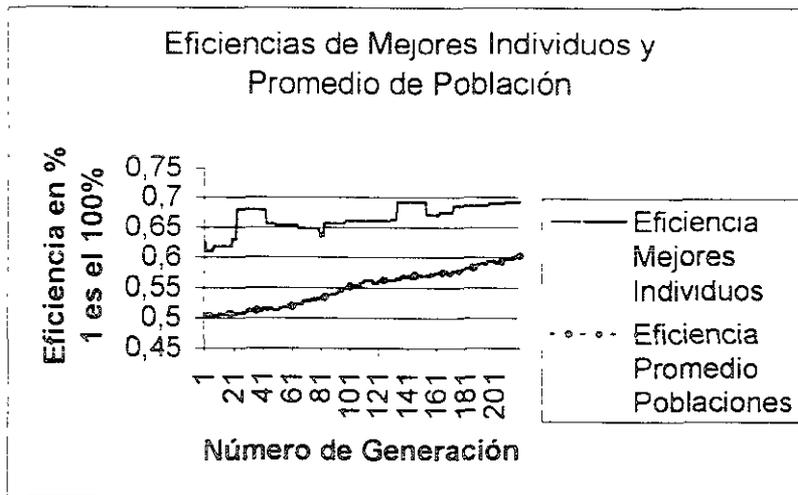


Figura No. 12.- Gráfica típica generada en un experimento correspondiente a la eficiencia de los mejores individuos de la corrida y la eficiencia promedio de cada población de la corrida contra el número de generación.

- Los experimentos fueron conducidos, variando los parámetros como se muestra en la siguiente tabla:

Tam. Pob.	-----	Carpeta	
Cruza	<i>P.Simple</i>	Efic. Mejor Ind.	
	<i>P.Doble</i>	En generación #	
	<i>Switcheo -----</i>	Efic. Prom. Pob.	
Ind. Mutación	-----	Código Imp.	
Reemplazo	<i>Mejor Ind.</i>	Fecha	
	<i>Porcentaje -----</i>	Hora	
Repeticiones	-----		
Condición de Paro	<i>Mejor Ind.</i>		
	<i>Offline</i>		
	<i>Default</i>		

Figura No. 13.- Formato para almacenar la información generada mas significativa durante un experimento.

En el transcurso experimental se procuró evitar la definición de parámetros que afectaran el desempeño de la flechas.

La notación utilizada para identificar a las carpetas correspondientes a cada experimento realizado tiene los siguientes campos:

- Caracteres de identificación de experimento.
- Tamaño de la población.
- Operador de cruza seleccionado.
- Estrategia de reemplazo utilizada.

Ejemplo:

Como ejemplo tenemos la siguiente carpeta: - prb3_150_pd_10 -

- a) Los caracteres de identificación del experimento son: -prb3- (Experimento, correspondiente al tercer conjunto de experimentos para ese grupo).
- b) El tamaño de la población es -150- (El tamaño de la población es de 150 individuos).
- c) El operador de cruce seleccionado es -pd- (El operador de cruce es de tipo punto doble).
- d) La estrategia de reemplazo que fue utilizada en este experimento es -10- (La estrategia de reemplazo que se siguió fue de tipo elitista con un porcentaje de reemplazo de 10% de la población).

El programa nos proporciona un conjunto de archivos con los resultados del algoritmo genético decodificado, para un manejo más amigable entre el buscador inteligente y el catálogo y entre el buscador inteligente y el usuario.

La representación de cada individuo en su correspondiente archivo para el presente caso de estudio fue caracterizada de la manera como se muestra en el siguiente ejemplo de un individuo que formó parte de la generación 184 del experimento prb3_150_pd_10:

Individuo Flecha No: 0 Con Eficiencia Promedio de: 0.710

• Individuo Estriado No: 1

- | | |
|-----------------------|---------------------|
| a) Clave: | 186 |
| b) Diámetro de Paso: | 0.03144 m |
| c) Numero de Dientes: | 13 |
| d) Longitud: | 0.0214 m |
| e) Aplicación: | 4 (Apriete) (H6/k5) |
| f) Angulo de Presión: | 30° |
| g) Eficiencia: | 0.980 |

• Individuo Estriado No: 2

a) Clave:	1318
b) Diámetro de Paso:	0.05080 m
c) Numero de Dientes:	33
d) Longitud:	0 0262 m
e) Aplicación:	4 (Apriete) (H6/k5)
f) Angulo de Presión:	20°
g) Eficiencia:	0.363

• Individuo Estriado No: 3

a) Clave:	1147
b) Diámetro de Paso:	0.05080 m
c) Numero de Dientes:	30
d) Longitud:	0.0110 m
e) Aplicación:	4 (Apriete) (H6/k5)
f) Angulo de Presión:	20°
g) Eficiencia:	0.964

• Individuo Estriado No: 4

a) Clave:	710
b) Diámetro de Paso:	0.02725 m
c) Numero de Dientes:	22
d) Longitud:	0.0310 m
e) Aplicación:	7 (Deslizante) (H7/g6)
f) Angulo de Presión:	30°
g) Eficiencia:	0.753

- Individuo Estriado No: 5

a) Clave:	191
b) Diámetro de Paso:	0.0254 m
c) Numero de Dientes:	13
d) Longitud:	0.1296 m
e) Aplicación:	7 (Deslizante) (H7/g6)
f) Angulo de Presión.	30°
g) Eficiencia	0.221

8.3) *Discusión de resultados obtenidos y del comportamiento del algoritmo genético*

Los factores que mas influyeron en el buen desempeño del algoritmo genético fueron

- El tamaño de la población.
- El operador de cruza.
- La estrategia de reemplazo utilizada.

Los factores que se encontraron para una búsqueda satisfactoria son:

- Un tamaño de población mayor a 100 individuos.
 - a) Se realizaron experimentos para 50, 100, 150 y 200 individuos.
 - b) Poblaciones grandes cuentan con:
 - 1) Buen desempeño del algoritmo genético debido a la gran cantidad de información inicial con que cuenta el buscador inteligente.
 - 2) Mayor probabilidad de obtener individuos mas eficientes, porque la información se recombina adecuadamente.
 - 3) Convergen rápidamente.

- Estrategias elitistas para renovación de población de 10% y 15% de reemplazo.
 - a) Se realizaron experimentos con estrategias de renovación elitista de mejor individuo, con 5%, 10% y 15% de reemplazo.
 - b) Las estrategias elitistas de renovación de población de 10% y 15% de reemplazo ofrecen buen desempeño del algoritmo genético, en otras palabras se obtienen individuos que tienen eficiencias altas.
 - c) Las estrategias elitistas de renovación de población de 10% y 15% de reemplazo no permiten un estancamiento acelerado del algoritmo, es decir, el algoritmo genético explora un mayor número de posibles soluciones del espectro, registrando al individuo con mayor eficiencia de la búsqueda efectuada.

- Operadores de cruce de punto simple y punto doble.
 - a) Se realizaron experimentos con seis diferentes tipos de operadores de cruce, punto simple, punto doble y cuatro diferentes de intercambio de atributos
 - b) Sin duda los mejores resultaron ser los operadores de punto simple y punto doble, debido a que los bloques de información son de tamaño significativo y a la vez la variedad de la información es también significativa.
 - c) Muestran un buen desempeño en la función de optimización del algoritmo genético.
 - d) Fomentan la recombinación de información contenida en el genoma de cada individuo integrante de la población seleccionado para reproducción.
 - e) Los experimentos que utilizaron dichos operadores, reportaron a los individuos con las mas altas eficiencias obtenidas.

Ejemplo de un experimento satisfactorio.

Como ejemplo de un experimento satisfactorio se tiene al experimento prb3_200_ps_10. Se puede observar en la figura No. 15 que conforme transcurren las generaciones se van obteniendo mejores individuos a los generados inicialmente, el desempeño se mejora de un 63% a un 69%, demostrándose así la doble labor de búsqueda y optimización del buscador inteligente.

Se observa en la figura No. 16 que la eficiencia promedio de la población crece de un 50% a un 65%. Con el paso de las generaciones tanto la eficiencia del mejor individuo como la eficiencia promedio de la población tienden a tener un mismo valor, lo que implica que la información de los individuos mas aptos se va diseminando entre la población con el transcurrir de las generaciones (ver figura No. 17).

Los resultados del experimento son.

Tam. Pob.	200	Carpeta	prb3_200_ps_10
Cruza	P.Simple	Efic. Mejor Ind.	0.694402
	P.Doble	En generación #	267
	Switcheo -----	Efic. Prom. Pob.	0.66627
Ind. Mutación	0.001	Código Imp.	C19
Reemplazo	Mejor Ind.	Fecha	15/Marzo/2001
	Porcentaje 10%	Hora	16:32:52
Repeticiones	1500		
Condición de Paro	Mejor Ind.		
	Offline		
	Default		

Figura No. 14.- Formato para almacenar la información generada mas significativa durante el experimento prb3_200_ps_10.

El mejor individuo de este experimento es:

Individuo Flecha No: 0 Con Eficiencia: 0.694

• Individuo Estriado No: 1

a) Clave:	1049
b) Diámetro de Paso:	0.03232 m
c) Numero de Dientes:	28
d) Longitud:	0.0211 m
e) Aplicación:	4 (Apriete) (H6/k5)
f) Angulo de Presión:	30°
g) Eficiencia	0.934

• Individuo Estriado No: 2

a) Clave:	1547
b) Diámetro de Paso:	0.04946 m
c) Numero de Dientes:	37
d) Longitud:	0.0166 m
e) Aplicación:	6 (Medio) (H6/h6)
f) Angulo de Presión:	20°
g) Eficiencia:	0.529

• Individuo Estriado No: 3

a) Clave:	807
b) Diámetro de Paso:	0.04689 m
c) Numero de Dientes:	24
d) Longitud:	0.0124 m
e) Aplicación:	6 (Medio) (H6/h6)
f) Angulo de Presión:	30°
g) Eficiencia:	0.925

• Individuo Estriado No: 4

- a) Clave: 532
- b) Diámetro de Paso: 0.03113 m
- c) Numero de Dientes: 19
- d) Longitud: 0.0302 m
- e) Aplicación: 5 (Apriete) (H6/k5)
- f) Angulo de Presión: 30°
- g) Eficiencia: 0.708

• Individuo Estriado No: 5

- a) Clave: 481
- b) Diámetro de Paso: 0.0254 m
- c) Numero de Dientes: 18
- d) Longitud: 0.1238 m
- e) Aplicación: 5 (Medio) (H6/h6)
- f) Angulo de Presión: 30°
- g) Eficiencia: 0.234

Las gráficas correspondientes al experimento satisfactorio -prb3_200_ps_10- son las siguientes:

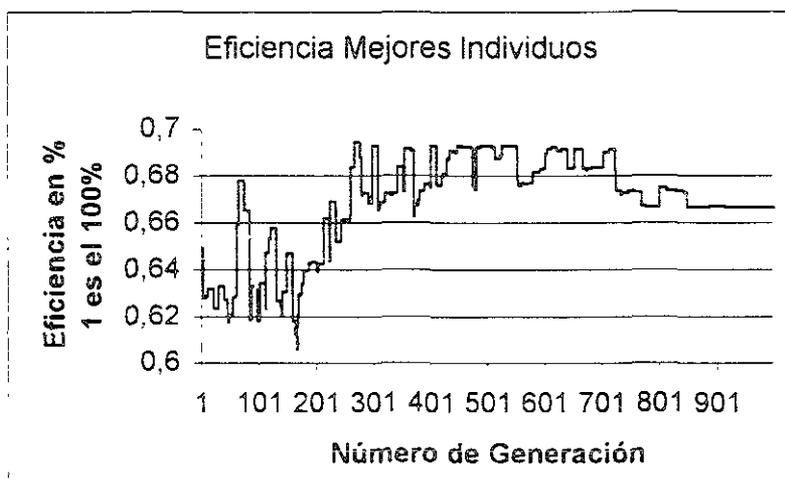


Figura No. 15.- Gráfica generada en el experimento -prb3_200_ps_10- correspondiente a la eficiencia de los mejores individuos de la corrida contra el número de generación

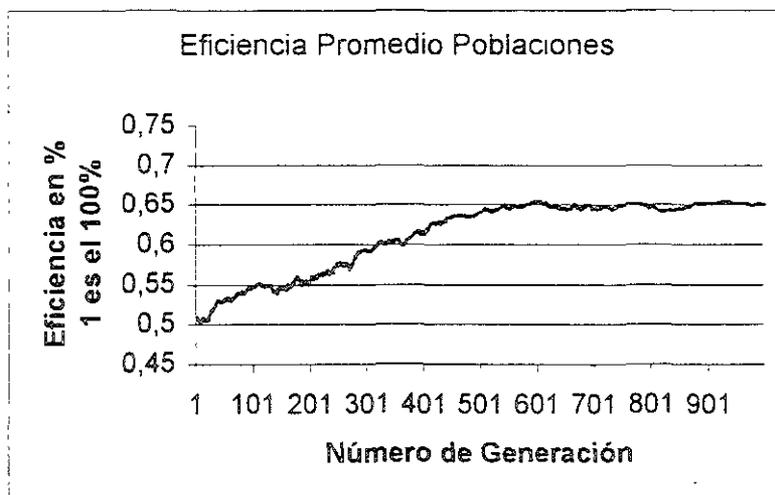


Figura No. 16.- Gráfica generada en el experimento -prb3_200_ps_10- correspondiente a la eficiencia promedio de cada población de la corrida contra el número de generación.

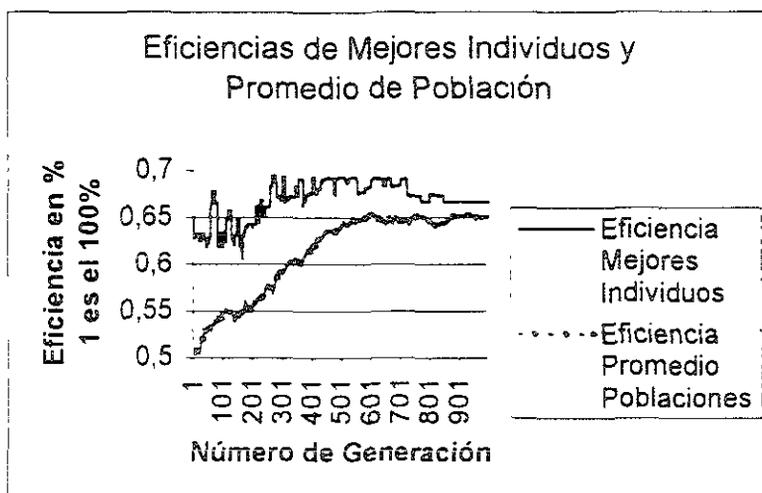


Figura No. 17.- Gráfica generada en el experimento -prb3_200_ps_10- correspondiente a la eficiencia de los mejores individuos de la corrida y la eficiencia promedio de cada población de la corrida contra el número de generación.

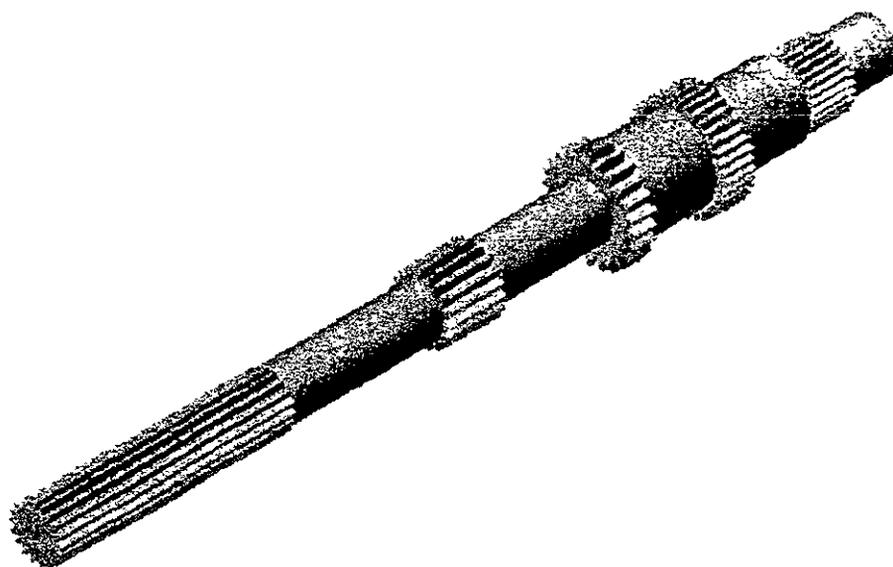


Figura No. 18.- Flecha resultante del experimento -prb3_200_ps_10-.

Como ejemplos de experimentos satisfactorios se tienen los anexos 1,4,6,7, entre otros.

Los factores que se encontraron para una búsqueda deficiente son:

- Un tamaño de población pequeño.
 - a) Para poblaciones pequeñas, en este caso 50 individuos, el desempeño del algoritmo no es explotado adecuadamente.
 - b) Este tipo de experimento tiene altas probabilidades de estancamiento.
- Estrategia elitista de renovación de población
 - a) Para este caso, se trata de reemplazo de mejor individuo y de 5% de la población.
 - b) Este tipo de estrategias puede converger muy rápidamente con un pobre desempeño del algoritmo genético
- Operadores de cruce de intercambio de atributos
 - a) Los operadores de cruce de intercambio de atributos no resultaron adecuados para el desempeño del algoritmo genético
 - b) Con la utilización de este tipo de operadores de cruce el desempeño del mejor individuo tiende a caer y el desempeño de la población tiende a subir, con la peculiaridad que ambos desempeños tienden a igualarse.
 - c) Los experimentos que utilizan dichas operadores de cruce tienen altas probabilidades de oscilación y no convergencia.

Ejemplo de un experimento no satisfactorio.

Como ejemplo de un experimento no satisfactorio se tiene al experimento `prb4_100_sr_15`. Se puede observar en la figura No. 20 que conforme transcurren las generaciones se van obteniendo individuos con un desempeño menor a los generados inicialmente, el desempeño se decrementa de un 60% a un 52%, lo que indica que la doble función del buscador inteligente no se cumple, el buscador inteligente logra su función de buscador, pero no optimiza los individuos generados inicialmente.

Se observa en la figura No. 21 que la eficiencia promedio de la población crece de un 46% a un 53.5%. A pesar de que el desempeño del mejor individuo no aumenta, el comportamiento del grupo como tal si lo hace, lo que implica que la información valiosa de la población se disemina entre la población con el transcurrir de las generaciones, y otra consecuencia de esta circunstancia es aquella en la que la eficiencia del mejor individuo como la eficiencia promedio de la población tienden a tener un mismo valor con el paso de las generaciones (ver figura No. 22).

Los resultados del experimento son:

Tam. Pob.	100	Carpeta	prb4_100_sr_15
Cruza	<i>P Simple</i>	Efic. Mejor Ind.	0.612134
	<i>P.Doble</i>	En generación #	0
	Switcheo Azar	Efic. Prom. Pob.	0.534719
Ind. Mutación	0.001	Código Imp.	C6
Reemplazo	<i>Mejor Ind.</i>	Fecha	13/Marzo/2001
	Porcentaje 15%	Hora	14:19:04
Repeticiones	1500		
Condición de Paro	<i>Mejor Ind.</i>		
	<i>Offline</i>		
	Default		

Figura No. 19.- Formato para almacenar la información generada mas significativa durante el experimento prb4_100_sr_15.

El mejor individuo de este experimento es:

Individuo Flecha No: 0 Con Eficiencia: 0.612

◦ Individuo Estriado No: 1

- a) Clave: 1675
- b) Diámetro de Paso: 0.03668 m
- c) Numero de Dientes: 39
- d) Longitud: 0.0264 m
- e) Aplicación: 7 (Deslizante) (H7/g6)
- f) Angulo de Presión: 30°
- g) Eficiencia: 0.627

◦ Individuo Estriado No: 2

- a) Clave: 1259
- b) Diámetro de Paso: 0.05418 m
- c) Numero de Dientes: 32
- d) Longitud: 0.0173 m
- e) Aplicación: 5 (Medio) (H6/h6)
- f) Angulo de Presión: 20°
- g) Eficiencia: 0.485

◦ Individuo Estriado No: 3

- a) Clave: 1269
- b) Diámetro de Paso: 0.04064 m
- c) Numero de Dientes: 32
- d) Longitud: 0.02 m
- e) Aplicación: 7 (Deslizante) (H7/g6)
- f) Angulo de Presión: 30°
- g) Eficiencia: 0.635

• Individuo Estriado No: 4

a) Clave:	1392
b) Diámetro de Paso:	0.03386 m
c) Numero de Dientes:	34
d) Longitud:	0.03 m
e) Aplicación:	4 (Apriete) (H6/k5)
f) Angulo de Presión:	30°
g) Eficiencia:	0.62

• Individuo Estriado No: 5

a) Clave:	1119
b) Diámetro de Paso:	0.0254 m
c) Numero de Dientes:	29
d) Longitud:	0.1250 m
e) Aplicación:	6 (Medio) (H7/h6)
f) Angulo de Presión:	30°
g) Eficiencia:	0.215

Las graficas correspondientes al experimento no satisfactorio - prb4_100_sr_15- son las siguientes:

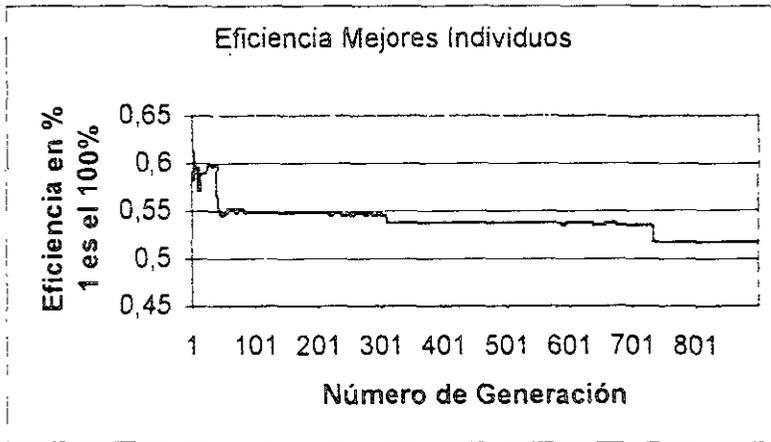


Figura No. 20.- Gráfica generada en el experimento -prb4_100_sr_15- correspondiente a la eficiencia de los mejores individuos de la corrida contra el número de generación

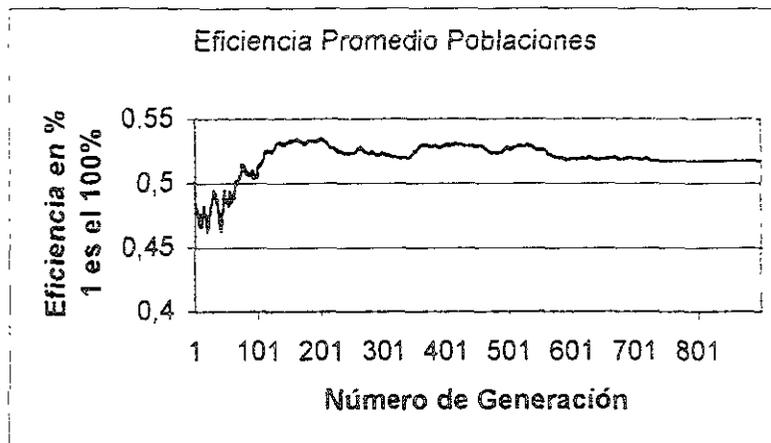


Figura No. 21.- Gráfica generada en el experimento -prb4_100_sr_15- correspondiente a la eficiencia promedio de cada población de la corrida contra el número de generación.

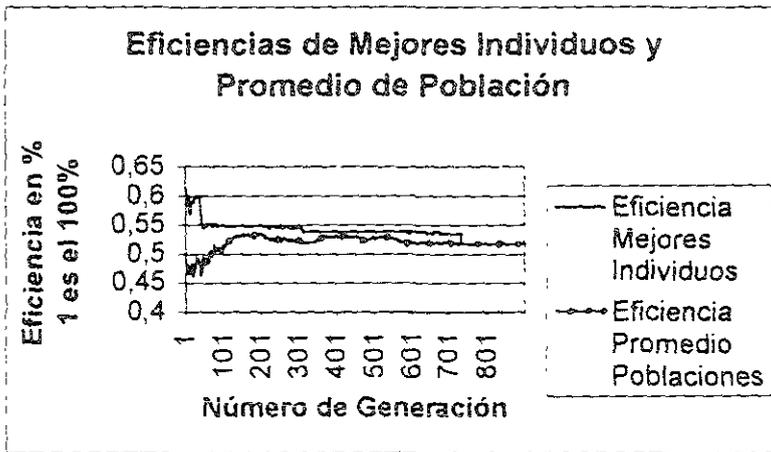


Figura No. 22.- Gráfica generada en el experimento -prb4_100_sr_15- correspondiente a la eficiencia de los mejores individuos de la corrida y la eficiencia promedio de cada población de la corrida contra el número de generación.

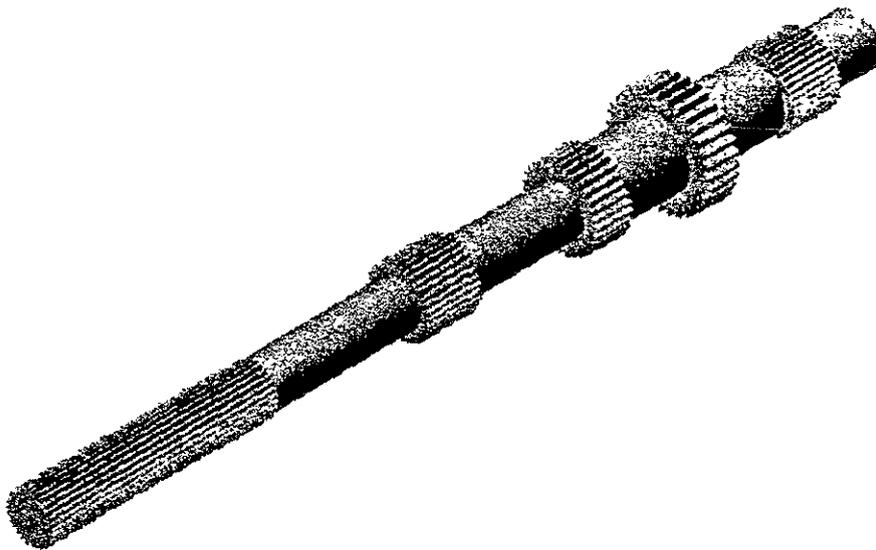


Figura No. 23.- Flecha resultante del experimento -prb4_100_sr_15-.

Como ejemplos de experimentos no satisfactorios se tienen los anexos 2, 3, 5, 10, entre otros.

Resumiendo se tiene:

Las buenas combinaciones son:

- Operador cruza: Punto simple y punto doble.
- Reemplazo de la población: Entre el 10% y 15%.
- Tamaño de la población: Entre 100 y 200 individuos. Mas de 100 individuos porque se cuenta con gran cantidad de información para recombinar con el algoritmo genético y menos de 200 para no tener problemas con la capacidad de procesado de información de la Pc

Los factores no recomendados para la búsqueda.

- Operador cruza: Intercambio de atributos.
- Reemplazo de la población: Menor al 10%
- Tamaño de la población: Menor a 100 individuos.

Para poder obtener gran parte de estos resultados fue de gran ayuda agrupar el desempeño de los mejores individuos y de cada generación de la búsqueda

La manipulación de los resultados requieren que el diseñador identifique en el catálogo las claves de los estriados propuestos para la flecha por el programa, también se requiere que el administrador revise cuidadosamente el desempeño del programa mediante la graficación del número de generaciones contra la eficiencia de los mejores individuos o de las poblaciones.

En la figura No. 24, se puede observar que la flecha con mejor desempeño (flecha que se encuentra en la parte superior) posee estriados con un menor número de dientes y longitudes menores.

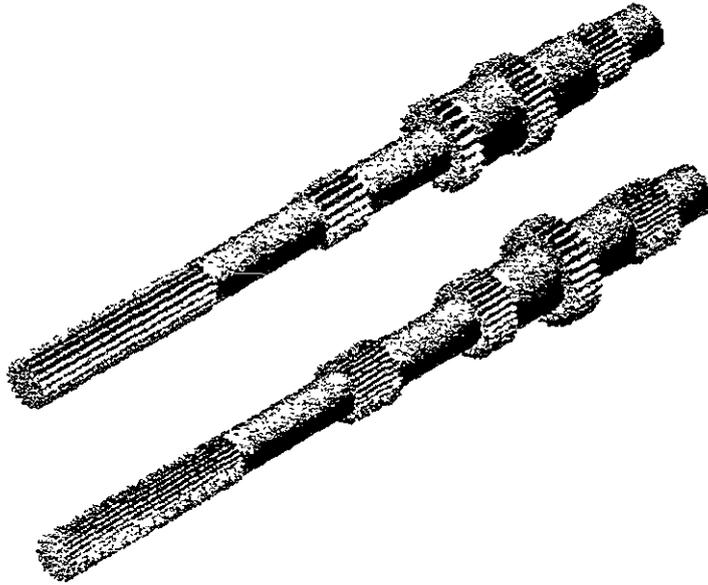


Figura No. 24.- Correspondiente a la vista de las flechas generadas por los experimentos prb3_200_ps_10 (flecha superior) y prb4_100_sr_15 (flecha inferior) respectivamente

CAPÍTULO IX

CONCLUSIONES

9) Conclusiones.

La utilización del buscador inteligente para optimizar el proceso de diseño de estriados en ejes de transmisión de potencia se reporta en la tesis de manera exitosa, reuniendo de manera clara y simple las ideas y conceptos de las tres áreas que se destacan en ella, como son el área de la computación evolutiva, en su caso particular de algoritmos genéticos, el área de diseño mecánico para un caso de aplicación específico y el área de las herramientas de programación para poder darle forma a las ideas y cristalizarlas en un buscador inteligente.

La información contenida en la tesis, es valiosa para alumnos, profesores e investigadores que tienen interés en alguna de las tres áreas principales de la tesis, que se mencionan en el párrafo anterior.

La utilización del buscador inteligente se validó con guías y normas de diseño bien definidas.

El rendimiento del buscador inteligente es del 75% ya que tres de cada 4 experimentos reportaron diseños de ejes estriados con alto desempeño mecánico.

La información con que se contó para el desarrollo e implantación del presente sistema fue en su totalidad de naturaleza teórica (diseño de estriados por resistencia a la fatiga), y apegada a normas de diseño, lo cuál permitió analizar y comprobar el desempeño y funcionalidad del sistema. Si se desea que el alcance del buscador inteligente sea para uso industrial, es preciso complementarlo con información confidencial de la industria correspondiente.

Un sistema de esta naturaleza abre la posibilidad de uso, ya que se pueden emplear sistemas similares que también tengan relación estrecha con las búsquedas en catálogo.

La revisión del estado del arte de aplicaciones de algoritmos genéticos en ingeniería fue una parte esencial para el presente trabajo, debido a que partiendo del material encontrado se recogieron ideas muy valiosas para sustentar y estructurar el sistema.

Para poder llevar a buen término el presente sistema fue fundamental un análisis previo del problema, lo que dio paso a una justificación de la aplicación del buscador inteligente.

El tamaño del espacio de soluciones para el presente caso de estudio es muy grande ya que proviene de un problema de naturaleza discreta y con un comportamiento no lineal. La posibilidad de que un diseñador explore dicho espacio de soluciones de manera racional y exhaustiva no existe, el diseñador se limita a un espacio de soluciones pequeño que está estrechamente relacionado con su experiencia previa.

Por lo tanto, se justifica ampliamente la utilización del buscador inteligente y se presenta como una poderosa herramienta para ofrecer una solución viable a este problema específico que tiene que ver con búsquedas en catálogo.

Se puede afirmar que la computación evolutiva tiene gran potencial para asistir al diseño en ingeniería mecánica. El uso de los algoritmos genéticos es posible en el diseño mecánico ya que nos permite el manejo de valores discretos y restricciones

Para el presente caso de estudio tenemos un espacio de solución.

- Grande.
- Combinatorio.
- No continuo.

La determinación tanto de los procedimientos como la metodología empleados permitieron desarrollar adecuada y progresivamente el presente proyecto. Se estableció un plan de actividades que contribuyó de manera significativa en el seguimiento adecuado del mismo.

9.1) Factores que involucra el buscador inteligente.

El tamaño de la población y el número de estriados en cada individuo son factores importantes para el tiempo de procesado del algoritmo. El algoritmo genético mostró un desempeño satisfactorio con un tamaño de población de 150 individuos y 5 estriados en cada individuo.

Los operadores de cruce son fundamentales en la operación del algoritmo genético para el desarrollo de búsqueda. Para el buscador inteligente los operadores de punto simple y punto doble mostraron desempeños satisfactorios en los experimentos en los que operaron.

La efectividad del sistema está dada por:

- El tamaño de la población
- El método de cruce.
- La estrategia de reemplazo.
- El índice de mutación.

Es por eso que dichos parámetros constituyeron una parte fundamental de las pruebas.

La estructura planteada de las cadenas de información, mediante atributos permitió que la manipulación de la misma operara adecuadamente en el algoritmo genético.

El manejo de restricciones es complejo ya que un problema de naturaleza mecánica involucra diversos tipos de restricciones. Las restricciones del buscador inteligente son de tipo geométrico y físico y están dadas por la información proporcionada por el diseñador y la naturaleza misma del sistema.

Se debe tener cuidado en el manejo de las restricciones de lo contrario, el buscador inteligente funcionará normalmente, sin embargo la información que generará ya no será de utilidad.

Para la etapa de experimentación fue fundamental establecer un caso de estudio típico y los rangos permisibles de la variación de los parámetros a utilizar en el algoritmo genético como son: tamaño de población, operador de cruza, índice de mutación y estrategia de reemplazo.

Es importante que el caso de estudio no cambie porque ello nos permite establecer cuales son los valores de los parámetros más adecuados para obtener el mejor desempeño posible del buscador inteligente.

El buen desempeño del buscador inteligente está definido por:

- Un tamaño de población que sea mayor o igual a 100 individuos.

Un tamaño de población con estas características cuenta con muy buen desempeño y converge en menor tiempo el algoritmo genético y con buenos resultados

- Un método de cruza correspondiente a punto simple y punto doble.

Poseen un alto desempeño y operan de una manera significativa la recombinación de información contenida en la población durante cada generación. Esto se debe a que los bloques de información que se disemina con el transcurrir de las generaciones son significativos y de tipo diverso.

- Un porcentaje de reemplazo que esté en el rango del 10% al 15%.

Esto se debe a que las estrategias elitistas no presentaron una influencia adecuada en el algoritmo genético, las estrategias no elitistas nos ofrecen un mayor número de generaciones de búsqueda.

- Un índice de mutación bajo, con valor de 0.001 a 0.0001.

Es importante el índice de mutación, solamente que si es alto puede generar ruido en el sistema mecánico debido a la cantidad de restricciones que se tienen.

Es muy interesante observar que el desempeño del mejor individuo y de la población en general cuando en el algoritmo genético se utilizan los operadores de cruce de punto simple y punto doble es ascendente, lo que indica que las características de los mejores individuos contribuyen a un proceso de optimización eficiente, fenómeno que arrastra a toda la población en general, y se puede observar que el rendimiento del mejor individuo se encuentra alrededor de un 10% por encima del rendimiento promedio de la población.

Otro de los comportamientos característicos que se presentaron fue aquel observado en los experimentos que incluían operadores de cruce de intercambio de atributos. En estos experimentos el desempeño del mejor individuo la mayoría de las veces desciende, sin embargo es contrastante que el desempeño promedio de la población aumenta siempre y ambos desempeños convergen en un mismo valor. Este hecho indica que las características de los mejores individuos se distribuyen en toda la población conforme transcurre el algoritmo genético.

Para el aseguramiento, desarrollo y eficiencia del sistema fue muy importante documentar paso a paso el diseño e implantación del buscador inteligente. Este proceso permite retroalimentar las ideas y mejorarlas.

Se puede afirmar que los conocimientos adquiridos en el transcurso de la Maestría fueron determinantes para lograr el objetivo del proyecto. Se adquirieron un conjunto de herramientas que tienen un gran potencial de aplicación y desarrollo en la Ciencia y la Tecnología, como ejemplo tenemos las Técnicas de Computación Evolutiva, las Técnicas de Programación Orientada a Objetos, las Técnicas de Ingeniería Concurrente entre diversos Tópicos Avanzados de Diseño Mecánico.

REFERENCIAS Y BIBLIOGRAFÍA

Referencias.

- [1] Aguirre, E.G.J. (1990). Diseño de elementos de máquinas. México: F.I. UNAM y Editorial Trillas. 1a Ed.
- [2] Alger, Jeff. (1998). C++ for real programmers. E.U.A.: Academic Press. 2a Ed.
- [3] Brown, D.R. (1993). Solving Fixed Configuration Problems with Genetic Search Research in Engineering Design. Springer-Verlag London-Limited. Inglaterra. (5): 80-87
- [4] Carlson. S.E., et al. (1994). Comparison of Three Non-derivative Optimization Methods with a Genetic Algorithm for Component Selection. Journal of Engineering Design. Journals Oxford Ltd. 5(4) : 367-378
- [5] Carlson S.E. (1996). Genetic Algorithm Attributes for Component Selection. Research in Engineering Design. Springer-Verlag London-Limited Londres, Inglaterra. 8: 33-51
- [6] Darwin, Ch. (1859). El origen de las especies por la selección natural Cambridge University Press. Londres Inglaterra.
- [7] De Jong, K.A. "A genetic-based global function optimization technique." (Reporte técnico No. 80-2). Pittsburg: Universidad de Pittsburg, Departamento de Ciencias de la Computación.
- [8] Durand, N., Alliot, J.M. (1996). "Air traffic conflict resolution using genetic algorithms." Nouvelle Revue Aeronautique Astronautique No. 6.
- [9] Finger, S., Dixon, J. (1989). "A review of research in Mechanical Design. Part I: Descriptive, prescriptive and computer-based models of design processes." Research in Engineering Design. Springer-Verlag London-Limited. Londres. Inglaterra. 1(1):51-67
- [10] Goldberg, D.E. (1989). Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. E.U.A: Addison-Wesley.

- [11] Hadamard, J. (1949). The psychology of invention in the mathematical field. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- [12] Holland, J.H. (1975). Adaptation in Natural and Artificial Systems. E.U.A. MIT Press.
- [13] Holland, J.H. (1967). "Nonlinear environments permitting efficient adaptation." In J. T. Tou (Ed.), *Computer and Information Sciences - II.* New York: Academic Press.
- [14] Hon, K.B., Chi, H. (1994). "A new approach of group technology part families optimization." Annals of the International Institution for Product Engineering Research. 43(1): 425-429
- [15] Hugh, (1997). M., Ben J. "The analysis of waste flow data from multi-unit industrial complexes using genetic algorithms." Oxford University Press. Inglaterra. Pp. 299-313
- [16] Jain, A.K., Elmaraghy, H.A. (1997). "Production scheduling/rescheduling in flexible manufacturing." International Journal of Production Research. Londres Inglaterra.
- [17] Karr, C.L., Sharma, S.K., et al. (1993). "Fuzzy control of an exothermic chemical reaction using genetic algorithms." Engineering Applications of Artificial Intelligence. 6(6): 575-582
- [18] Krishnakumar, K. (1993). "Genetic Algorithms A Robust Optimization Tool." *A/AA 31st. Aerospace Sciences Meeting & Exhibit.* Reno. E.U.A. Pp. 21-27
- [19] Lee, Y., et al. (1997). "A genetic algorithm-based approach to flexible flow-line scheduling with variable lot sizes." *IEEE Transactions on Systems man and Cybernetics Part B- Cybernetics.* Vol 27, No.1.
- [20] Mill, F., et al. (1996). "Shape and Topology optimization in engineering design with genetic algorithms." *Proceedings of ACED'96.* University of Plymouth. Inglaterra. Pp. 270-276
- [21] Pahl, G., Beitz, W. (1986). Engineering Design: a Systematic Approach. 2nd ed. Berlin. Springer-Verlag. Alemania.

- [22] Paredis, J. (1992). "Exploiting constraints as background knowledge for Genetic Algorithms: a case-study for scheduling." Parallel Problem Solving from Nature. Elsevier Science Publishers, 2: 229-238
- [23] Parmee, I.C. (1996). Towards an Optimal Engineering Design Process Using Appropriate Adaptive Search Strategies Journal of Engineering Design. Vol. 7. No 4. Journals Oxford Ltd. 7(4):341-362
- [24] Pham, D.T., Yang, Y. A genetic algorithm based preliminary design system. Journal of Automobile Engineering, IMechE Vol 207. (Parte D): 127-133
- [25] Santillán, S., et al. (2000). "Intelligent searcher for the configuration of power transmission shafts in gear boxes." ACDM 2000 Conference memories. Springer-Verlag London-Limited. Ed. Dr. Ian C. Parmee. Londres, Inglaterra. Pp. 19-32
- [26] Santillán, S. (1998) Metaheuristic search using genetic algorithms for Boothroyd's Design for Assembly Tesis de Doctorado. Universidad de Loughborough. Inglaterra.
- [27] Shigley, J.E., Mischke, Ch.R. (1972). Mechanical Engineering Design E U A McGraw-Hill. 2a. ed.
- [28] Standard ANSI B92.1-1970. Involute Splines and Inspection.
- [29] Thornton, A.C. (1996). "CADET: a Software Support Tool for Constraint Processes in Embodiment Design." Research in Engineering Design. Springer-Verlag London-Limited. Londres, Inglaterra. 8:1-13
- [30] Yamada, J. (1992). "A Genetic Algorithm applicable to Large-scale Job-Shop problems." Parallel Problem Solving from Nature 2. Elsevier Science Publishers. Pp. 281-290

Bibliografía.

1. Aguirre, E.G.J. (1992). Evaluation of Design Systems at the design stage. *Tesis de Doctorado*. Universidad de Cambridge. Inglaterra.
2. Aguirre, G.J. & Wallace, K.M. (1990). Evaluation of technical systems at the design stage. *Proceedings of the International Conference on Engineering Design*. ICED.
3. Atkinson, et al. (1993). Programación en Microsoft C/C++ 7 Guía de aprendizaje, referencia y programación. España: Ediciones Anaya Multimedia S.A. 1a Ed.
4. Axelrod, R. (1987). In L. Davis (Ed.), "Genetic algorithms and simulated annealing" Londres, Inglaterra: Pitman
5. Beasley D., et al. (1993) An Overview of Genetic Algorithms, Part 1 Fundamentals. University Computing. Londres Inglaterra: Inter-University Committee on Computing. Whurr Publishers Ltd. 15(1): 58-69
6. Beasley D., et al. (1993). Overview of Genetic Algorithms, Part 2 Research Topics University Computing. Londres Inglaterra: Inter-University Committee on Computing. Whurr Publishers Ltd. 15(2): 170-181
7. BSI 5750, Part 1 (1981), *Specification for Design, Manufacture and Installation*, British Standards Institution, Londres, Inglaterra.
8. Carlson S.E., et al. (1998). Usingan Evolutionary Algorithm for Catalog Design. Research in Engineering Design. Springer-Verlag London-Limited. Londres, Inglaterra. 10: 63-83
9. Chapman C.D., et al. (1994). Genetic Algorithms as an approach to Configuration and Topology Design. Journal of Mechanical Design. Vol 116.
10. Deitel, H.M., Deitel, P.J. (1999). C++ Cómo programar. México: Prentice-Hall Hispanoamericana, S.A. 2a Ed.
11. Faison, T. (1993). Borland C++ 3.1 México: Prentice Hall Hispanoamericana, S.A. 2a Ed.

12. Koza, J.R. (1992). Genetic Programming. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts. E.U.A. 1a. Ed.
13. Liberty, J. (1997). C++ in 21 Days. México: Sams Publishing. 2a Ed.
14. Michalewicz, Z. (1999). Genetic algorithms + Data structures = Evolution Programs. E.U.A. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 3a Ed.
15. Orthwein, W.C. (1996). Diseño de componentes de máquinas. México: CECSA (Compañía Editorial Continental S.A. de C.V. 1a Ed.
16. Schildt, H. (1994). Turbo C/C++ 3.1. Manual de referencia. México: Mc Graw Hill 1a Ed.
17. Siegel, A.F., Morgan CH. J. (1998). Statistics and Data analysis: an introduction. Evolution Programs. E.U.A: John Wiley & Sons, Inc. 2a Ed.
18. Stroustrup, E. (1990). The annotated C++ reference manual. E.U.A: Addison-Wesley Publishing Company. 1a Ed
19. Weiskamp, K. (1994). Borland C++ 4.0 Primer. E U.A. Academic Press, Inc. 1a Ed

ANEXOS

Anexos.

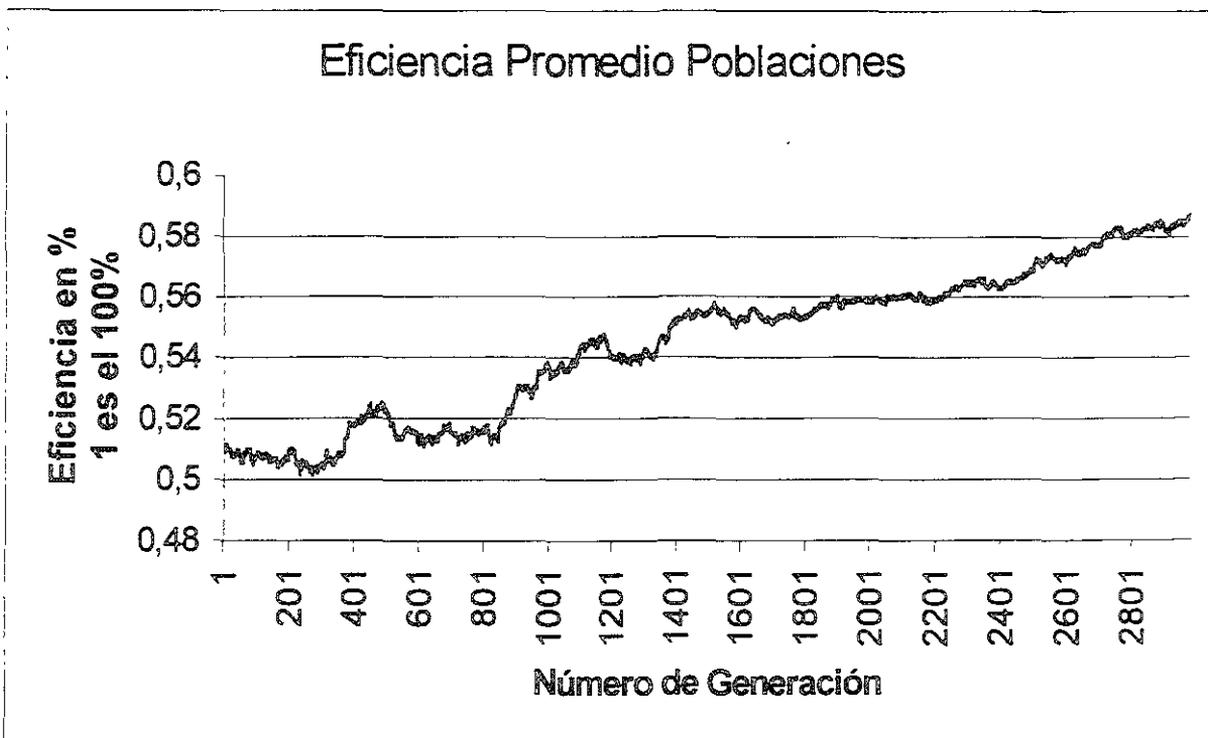
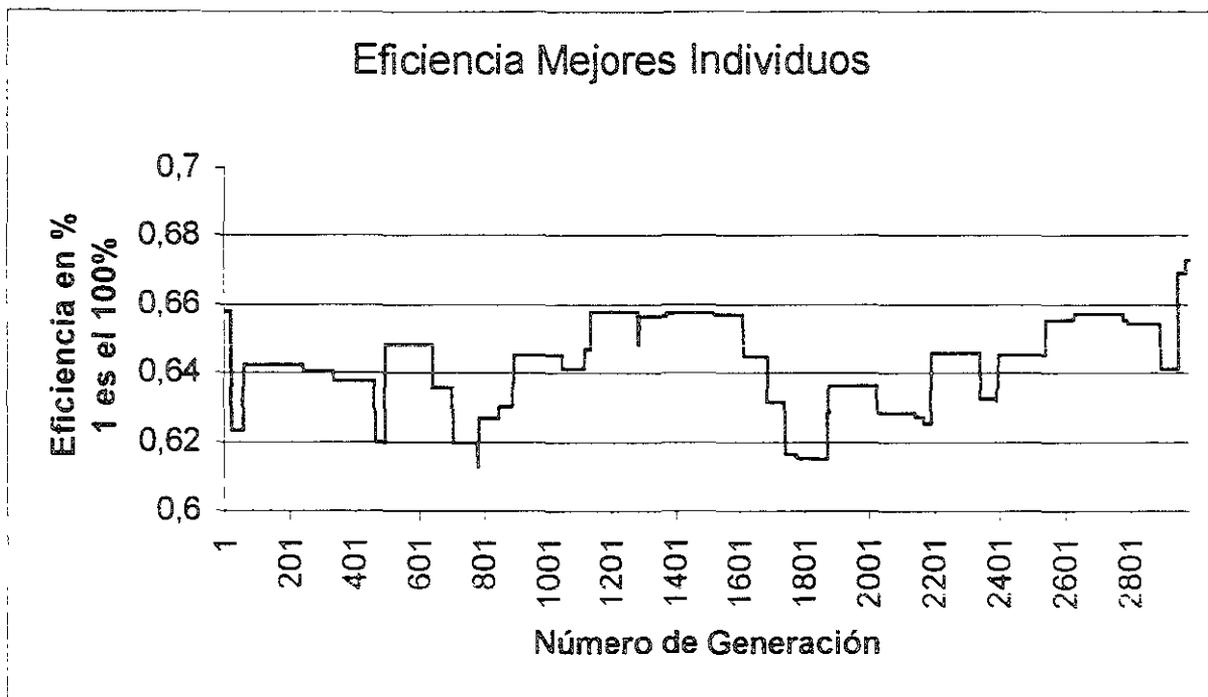
En la sección de anexos se van a presentar las gráficas correspondientes a los experimentos mas representativos del total de los experimentos realizados, entre ellas se encuentran para cada experimento:

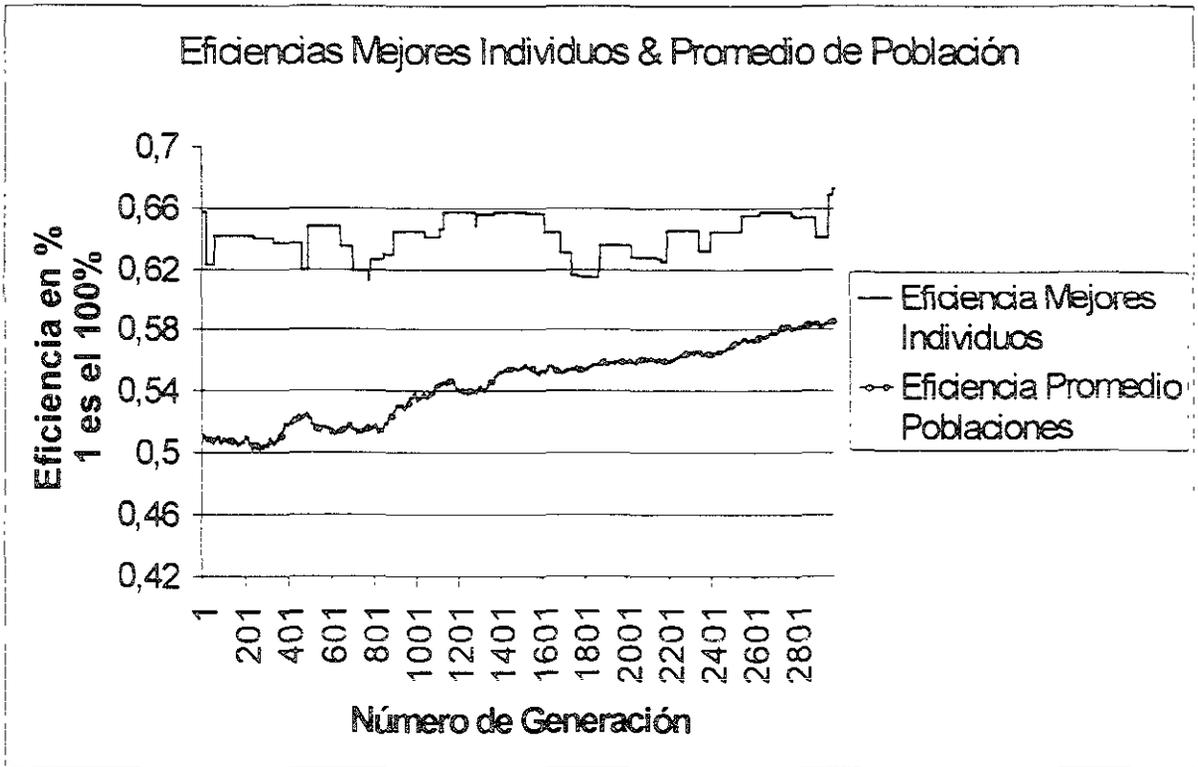
- La gráfica correspondiente a la eficiencia de los mejores individuos.
- La gráfica correspondiente a la eficiencia promedio de las poblaciones.
- La gráfica correspondiente a las eficiencias de los mejores individuos y la eficiencia promedio de las poblaciones en conjunto.

También se analiza el rendimiento del buscador inteligente en cada experimento con base en la información que presentan las gráficas correspondientes.

Esta información se presenta en esta sección para que el lector pueda corroborar el comportamiento y rendimiento del buscador inteligente en algunos de los experimentos realizados.

Gráficas de experimento prb1_150_pd_mi



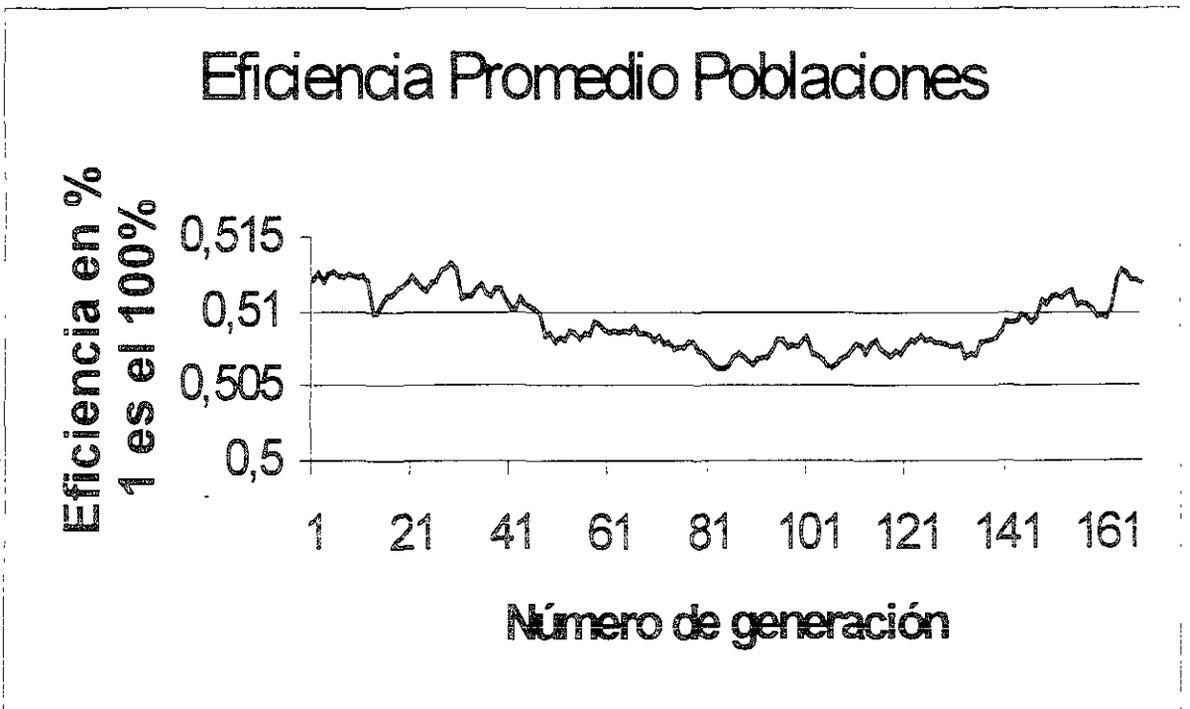
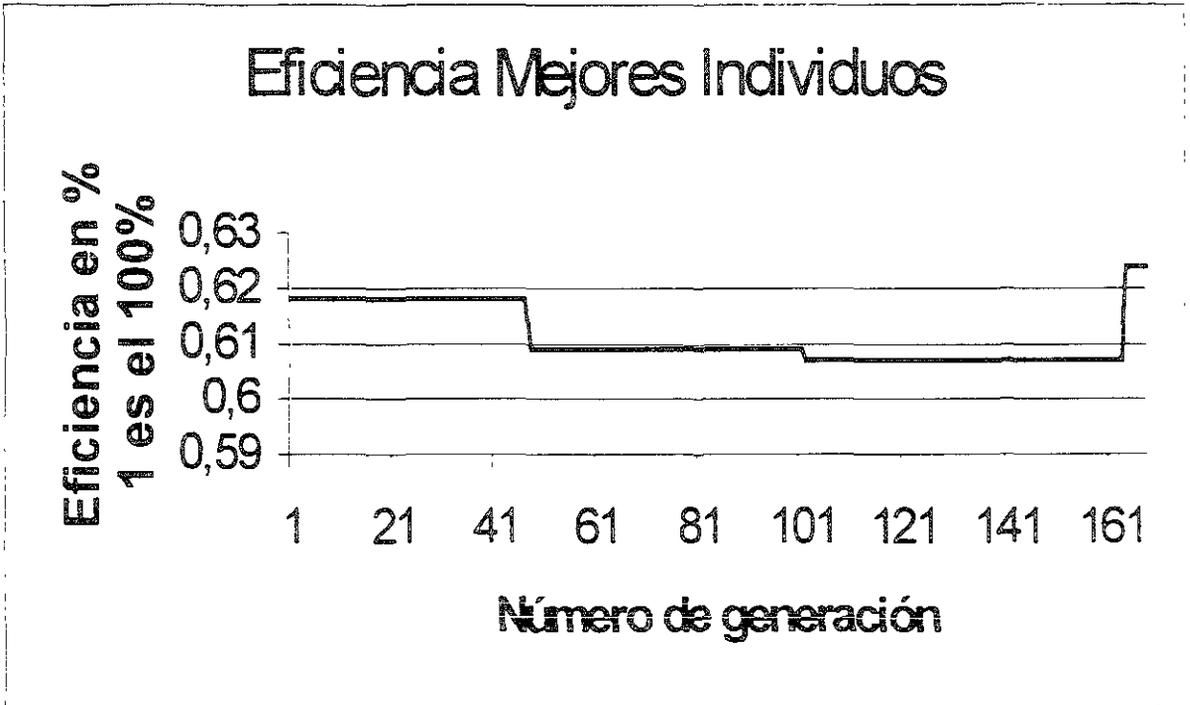


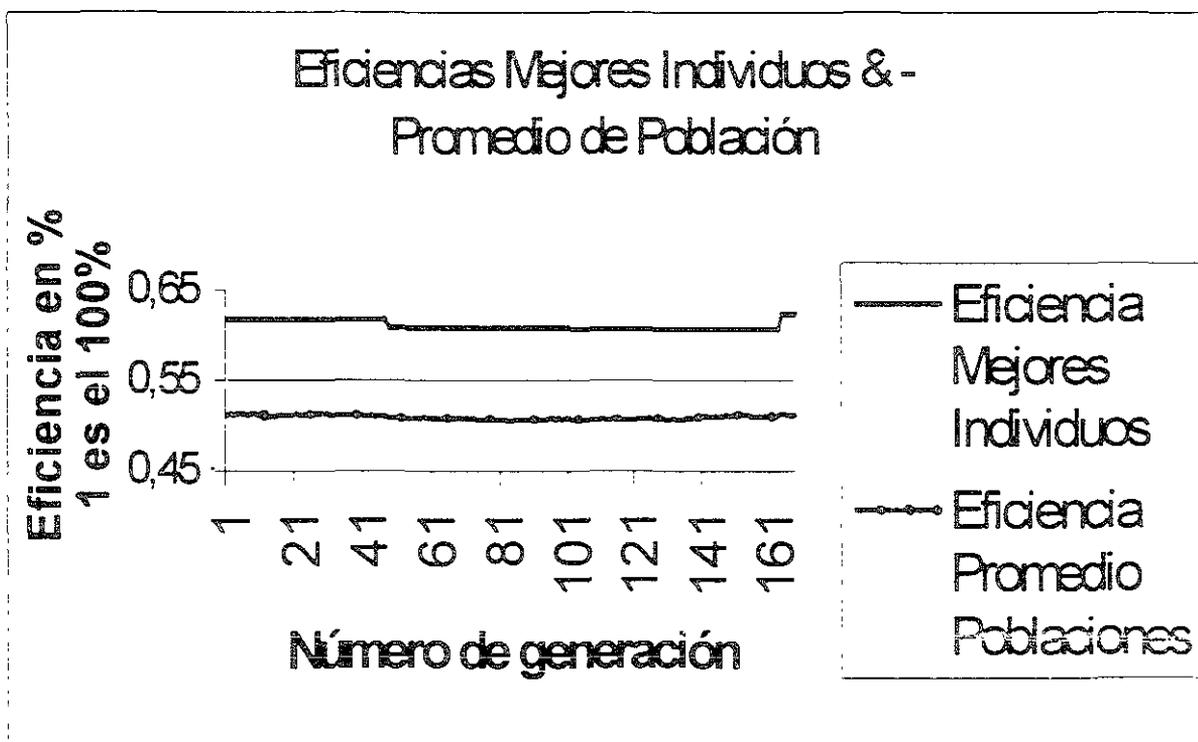
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 66%. Durante el algoritmo genético, el desempeño de los individuos generados en un inicio fue menor al inicial pero finalmente se logró optimizar dichos individuos obteniendo un individuo con 68% de eficiencia.

La población en conjunto mostró un desempeño creciente durante todo el proceso, pasando de un desempeño conjunto del 51% al 58.5%

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra un 12% arriba del desempeño conjunto al inicio del proceso y conforme transcurren las generaciones se va disminuyendo dicho intervalo, después de 2800 generaciones, el desempeño individual se encuentra a un 8% arriba del desempeño conjunto.

Gráficas de experimento prb1_150_pd_mi



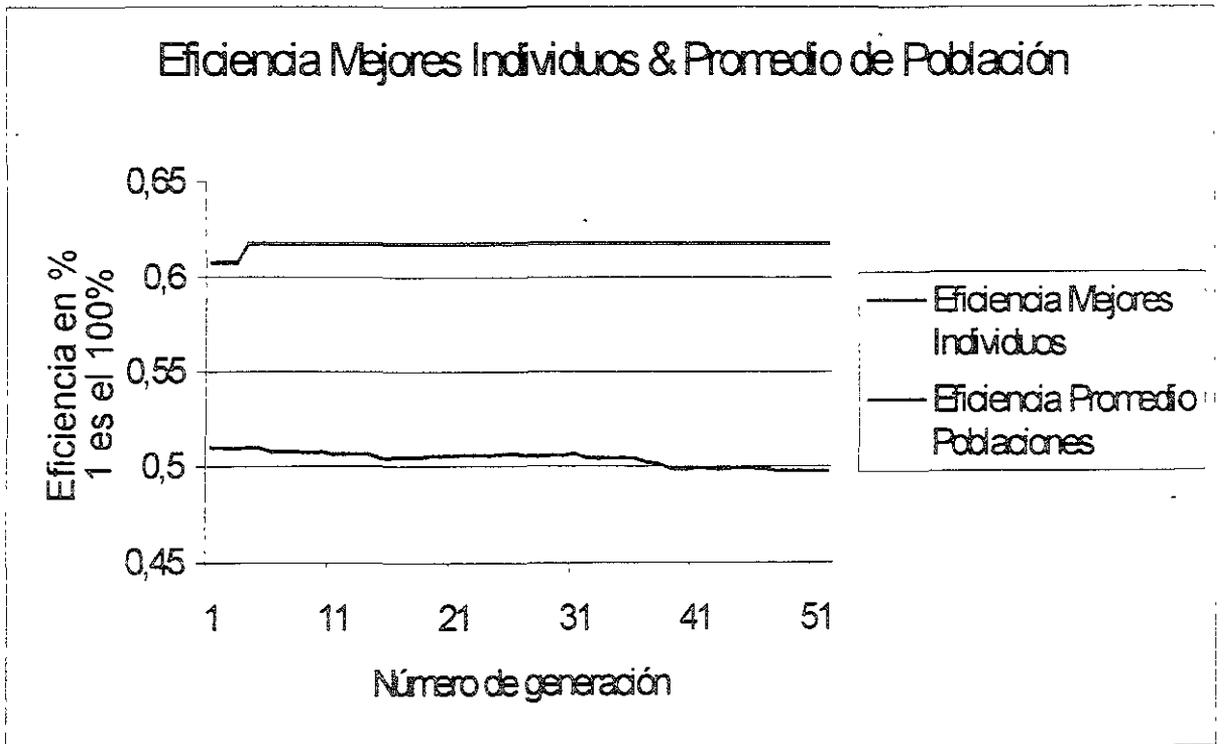
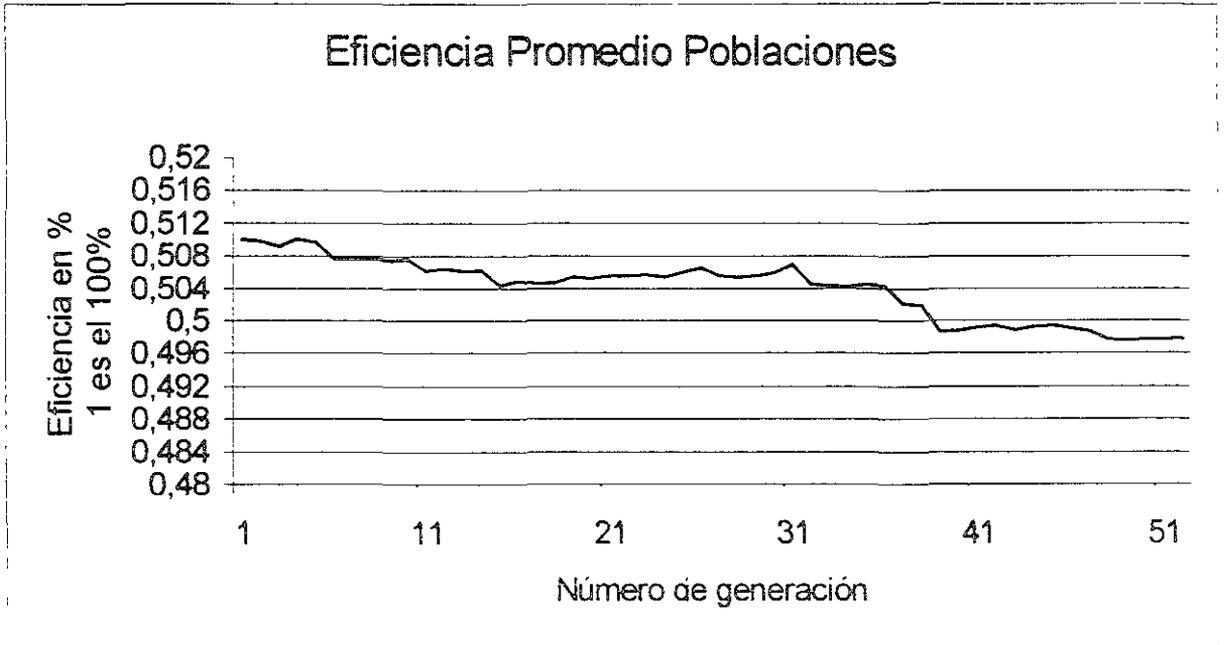


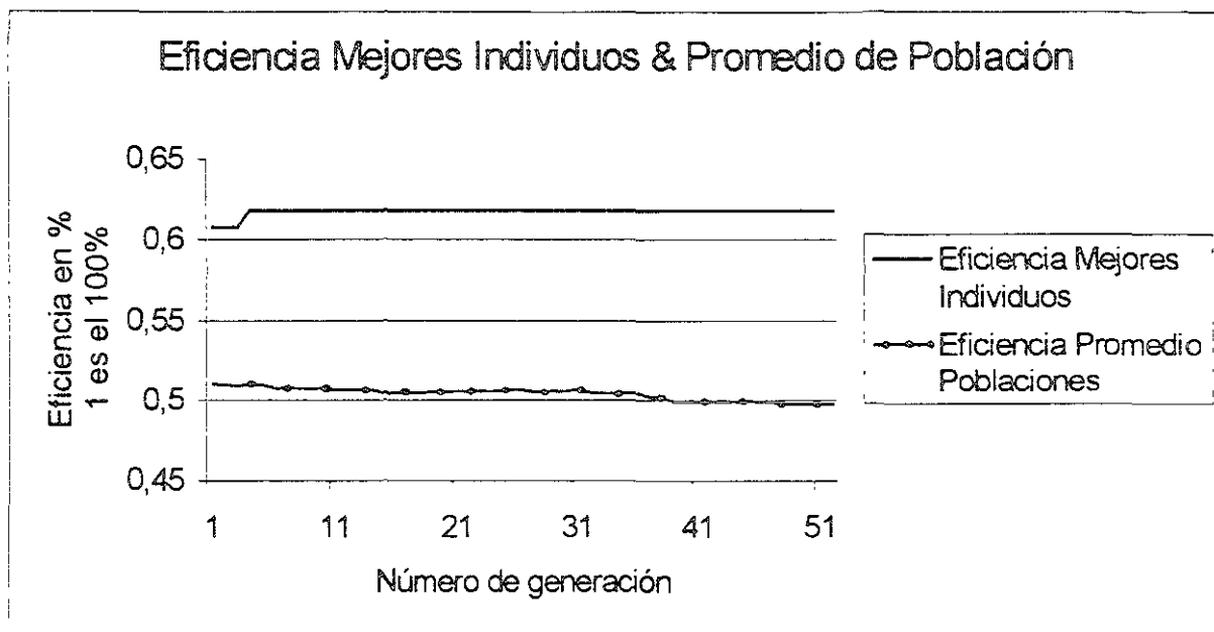
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue regular ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 61.8%. Durante el algoritmo genético, el desempeño de los individuos generados en un inicio fue menor al inicial pero finalmente se logró optimizar dichos individuos obteniendo un individuo con 62.4% de eficiencia.

La población en conjunto mostró un desempeño decreciente durante todo el proceso, pasando de un desempeño conjunto del 51.3% al inicio al 50.6% en la generación 83 y finalmente un 51.4%

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra entre el 8% y el 10% arriba del desempeño conjunto durante gran parte del proceso.

Gráficas de experimento prb1_150_sb_mi



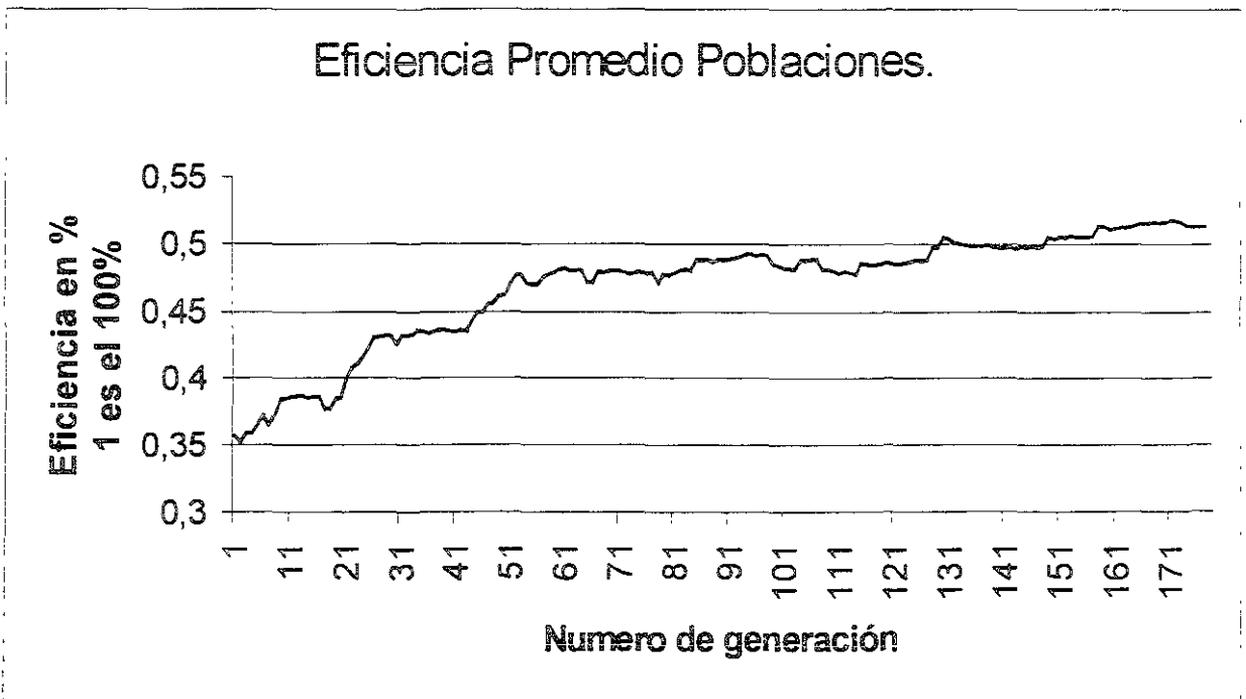
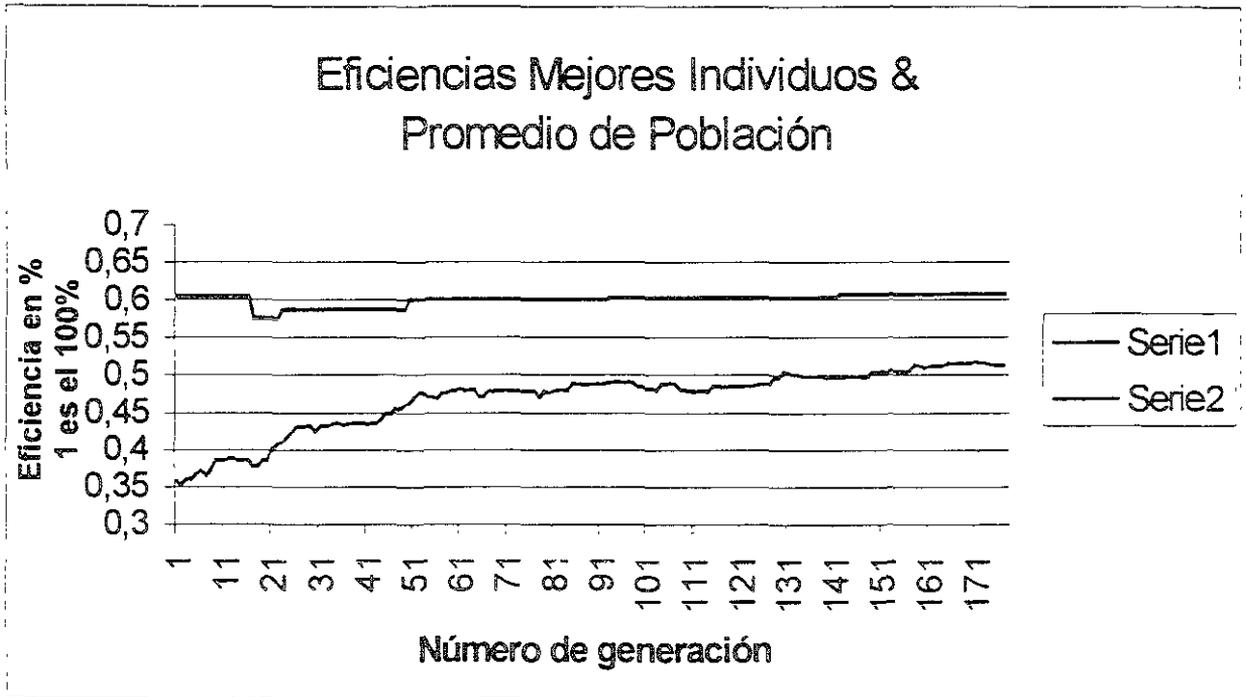


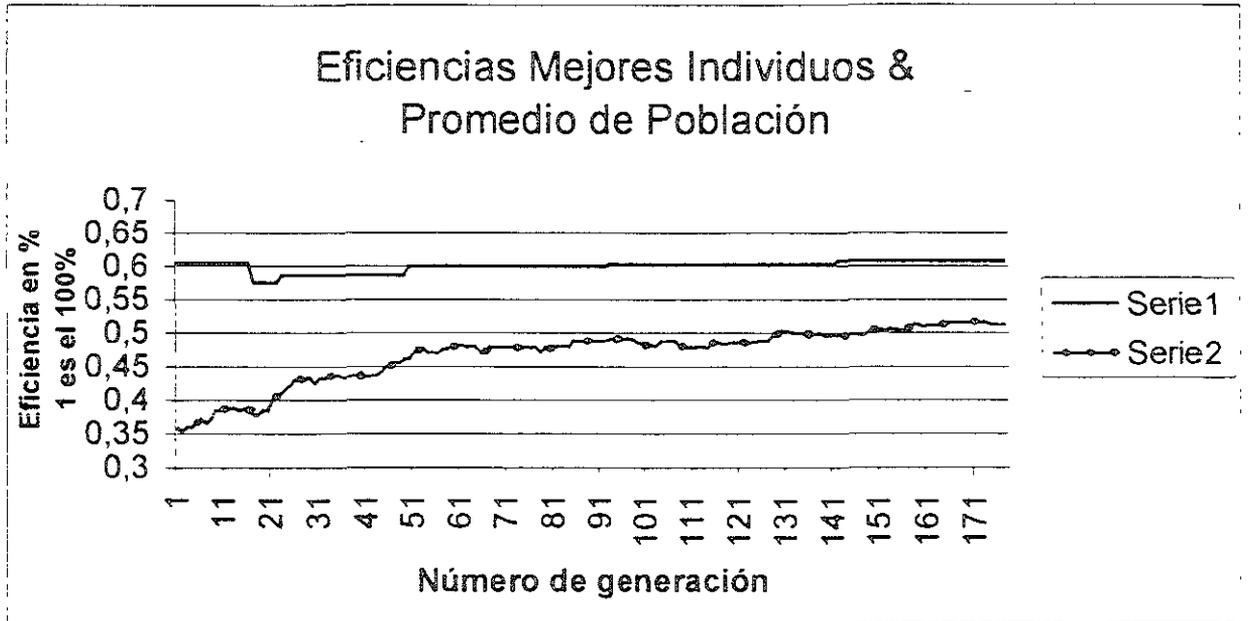
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue regular ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 60.7%. Durante el algoritmo genético, el desempeño de los individuos generados mejoró al 61.8% y posteriormente se estancó permaneciendo con la eficiencia de 61.8%.

La población en conjunto mostró un desempeño decreciente durante todo el proceso, pasando de un desempeño conjunto del 51% al 49.8%

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra un 10% arriba del desempeño conjunto al inicio del proceso y conforme transcurren las generaciones el intervalo que existe entre el desempeño individual y el desempeño conjunto se estanca en 11%.

Gráficas de experimento prb1_50_ps_mi





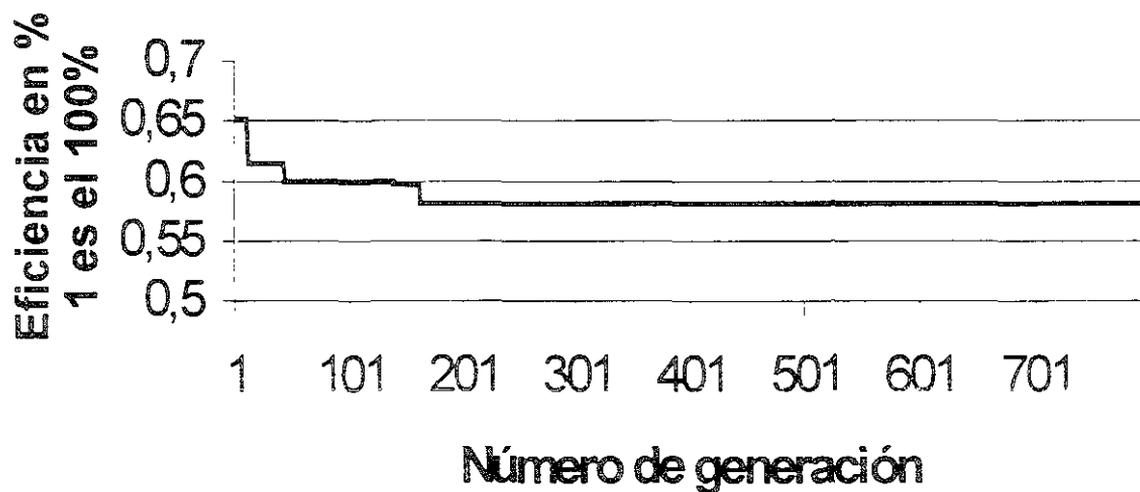
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue regular ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 60.5%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias menores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia del 57.5%, valor a partir del cuál con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias mayores hasta obtener individuos con eficiencias del 60.9%.

La población en conjunto mostró un desempeño general creciente y con variaciones, que partió del 35% de eficiencia, y creció hasta obtener una eficiencia final de 51%.

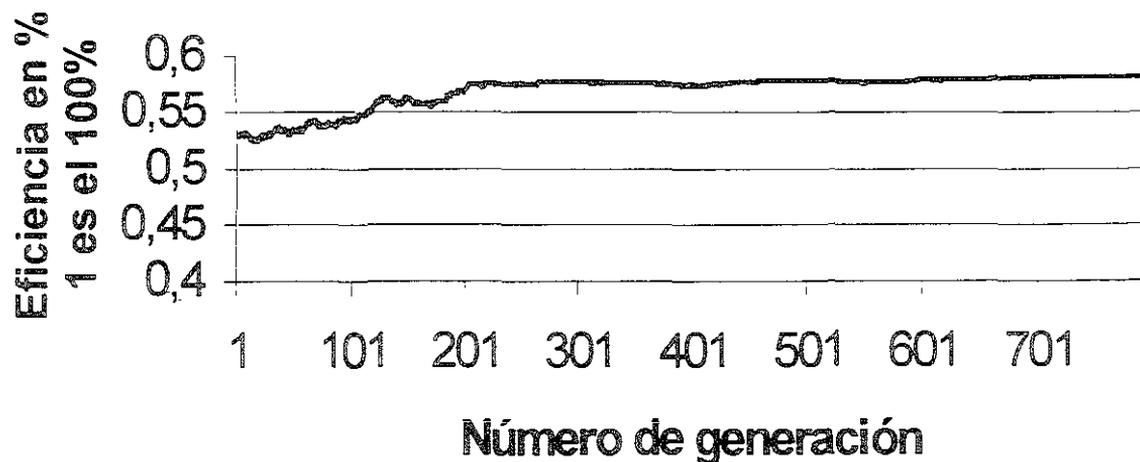
Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 25% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo disminuye progresivamente hasta finalizar con intervalo de 10%.

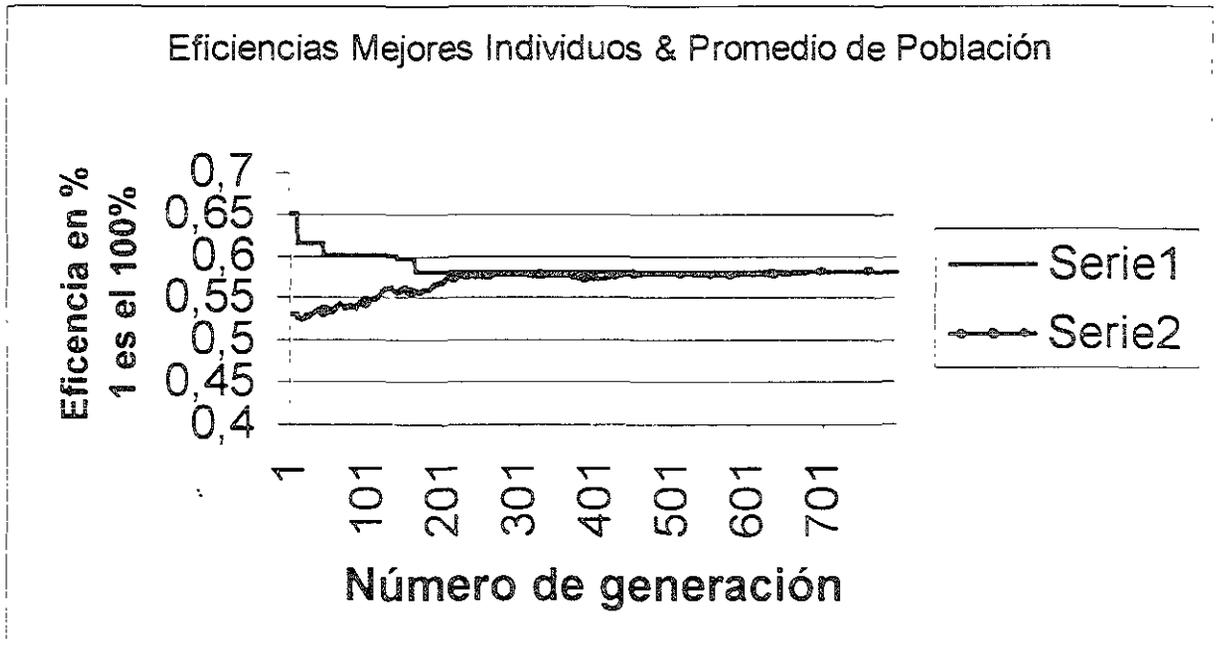
Gráficas de experimento prb1_50_sa_mi

Eficiencia Mejores Individuos



Eficiencia Promedio Poblaciones





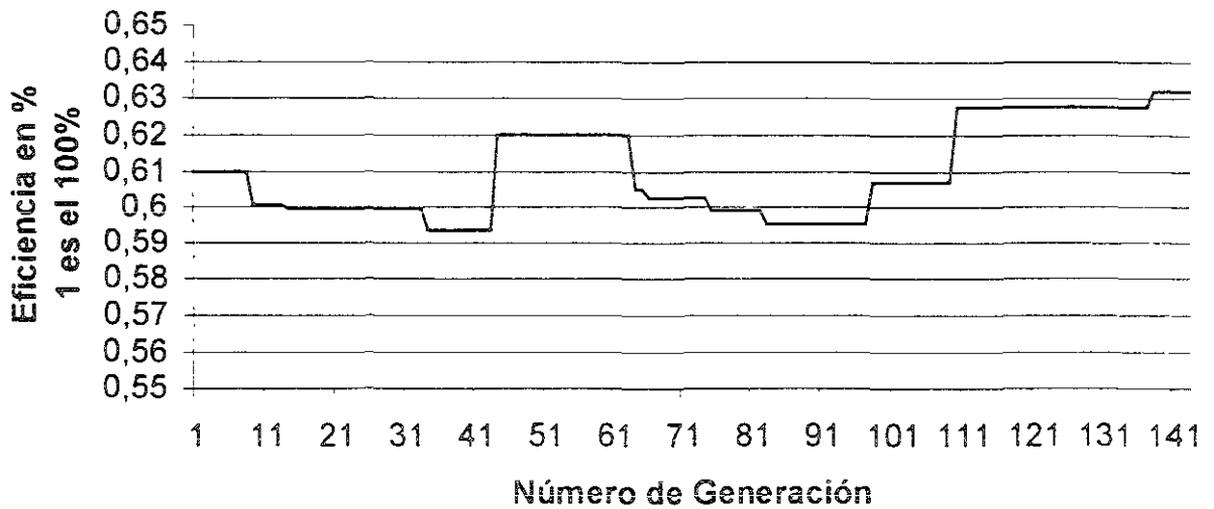
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue regular ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 65%. Sin embargo durante el algoritmo genético, el desempeño de los subsecuentes individuos fue menor al inicial, finalizando con una eficiencia del 58%.

La población en conjunto mostró un desempeño creciente durante todo el proceso, sobre todo en la etapa inicial, mostrándose un incremento del desempeño conjunto del 53% al 57.5%

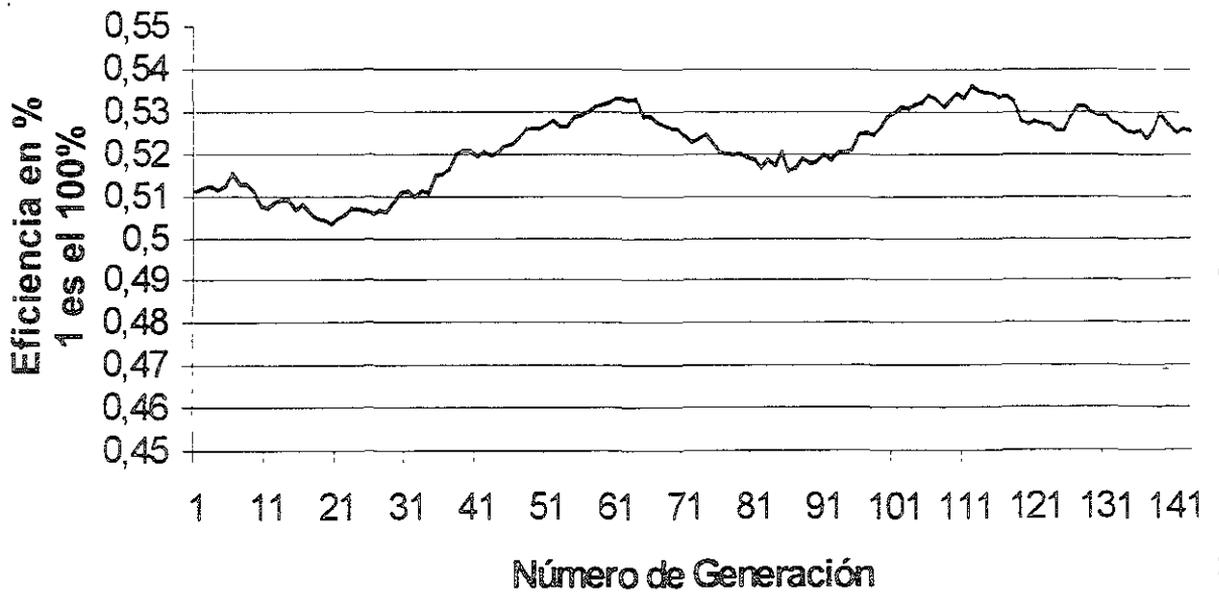
Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 12% arriba del desempeño conjunto al inicio del proceso y conforme transcurren las generaciones se va disminuyendo dicho intervalo, después de 250 generaciones aproximadamente, el desempeño individual se iguala con el valor del desempeño conjunto, con un 57.5% para ambos.

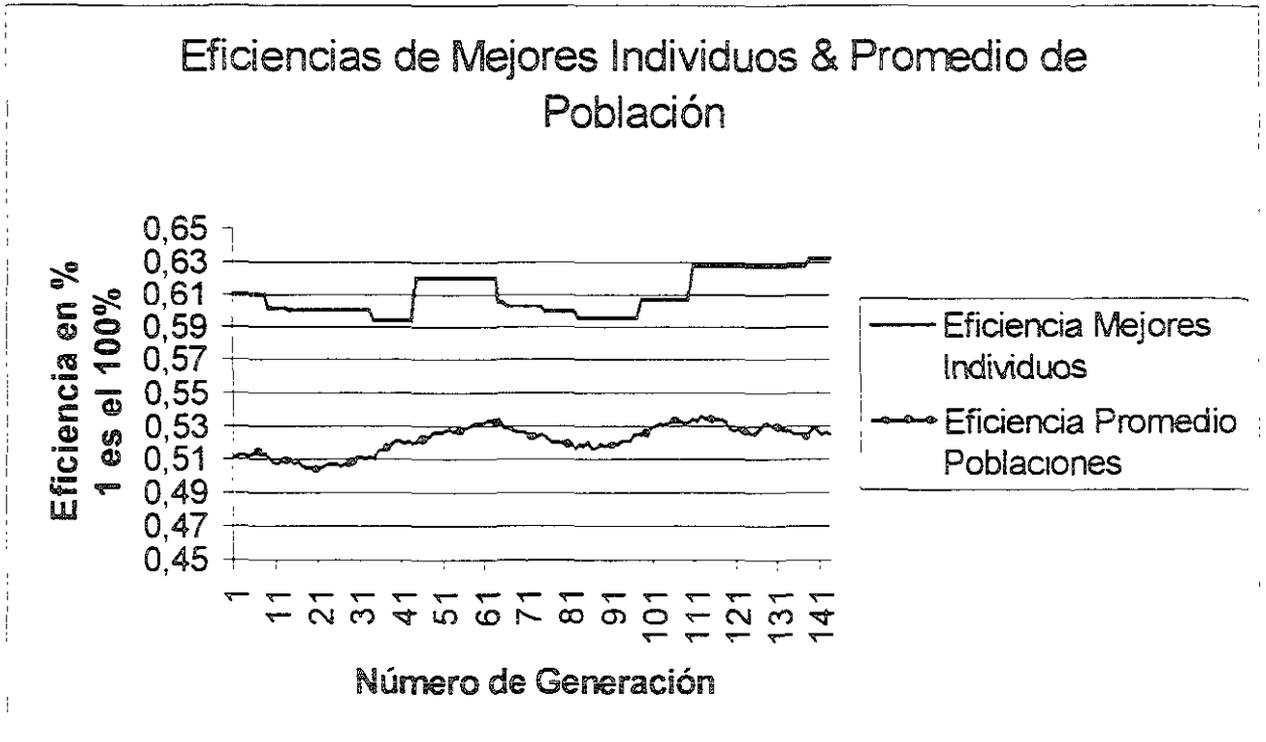
Gráficas de experimento prb2_100_ps_5

Eficiencia Mejores Individuos



Eficiencia Promedio Poblaciones



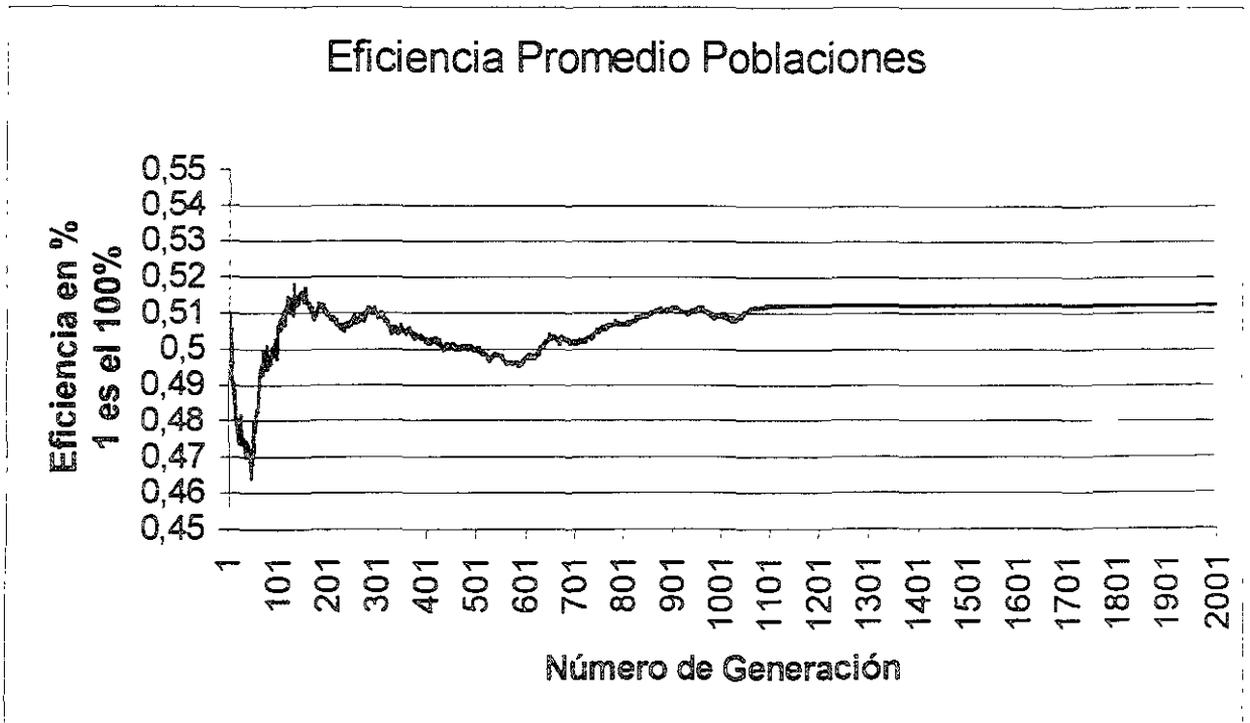
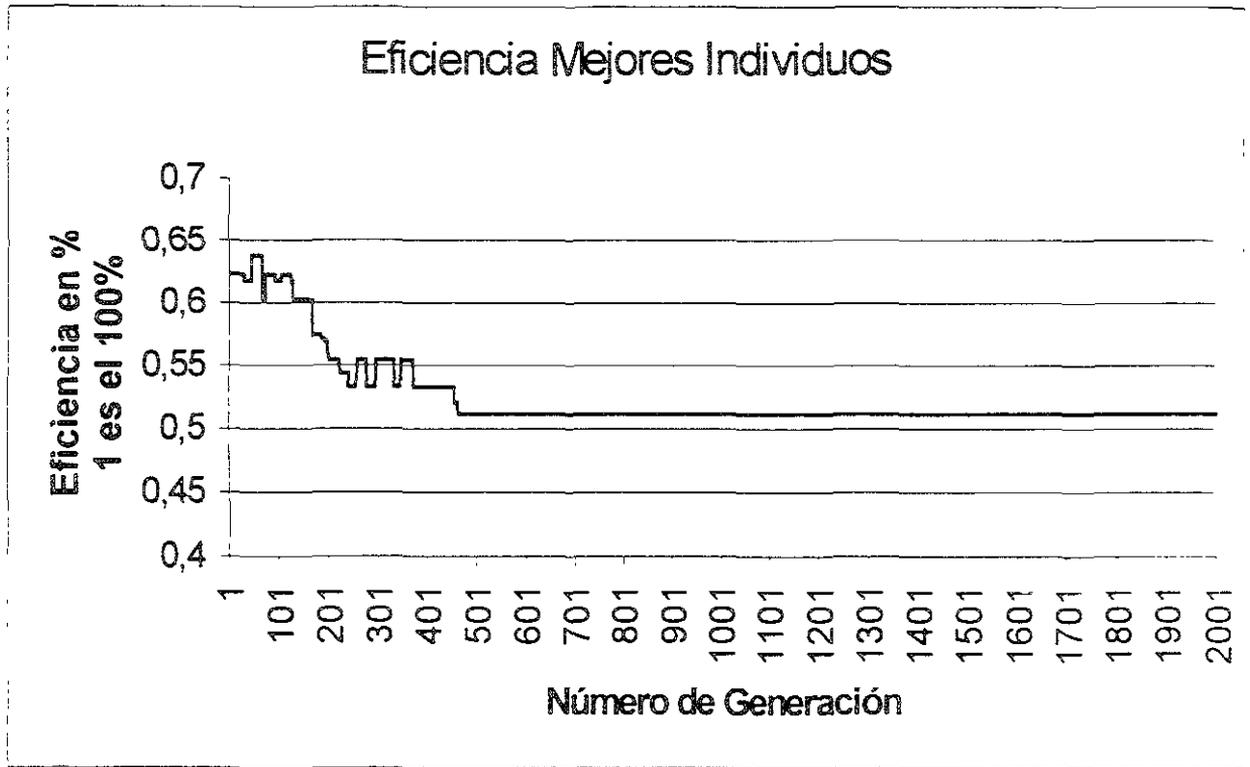


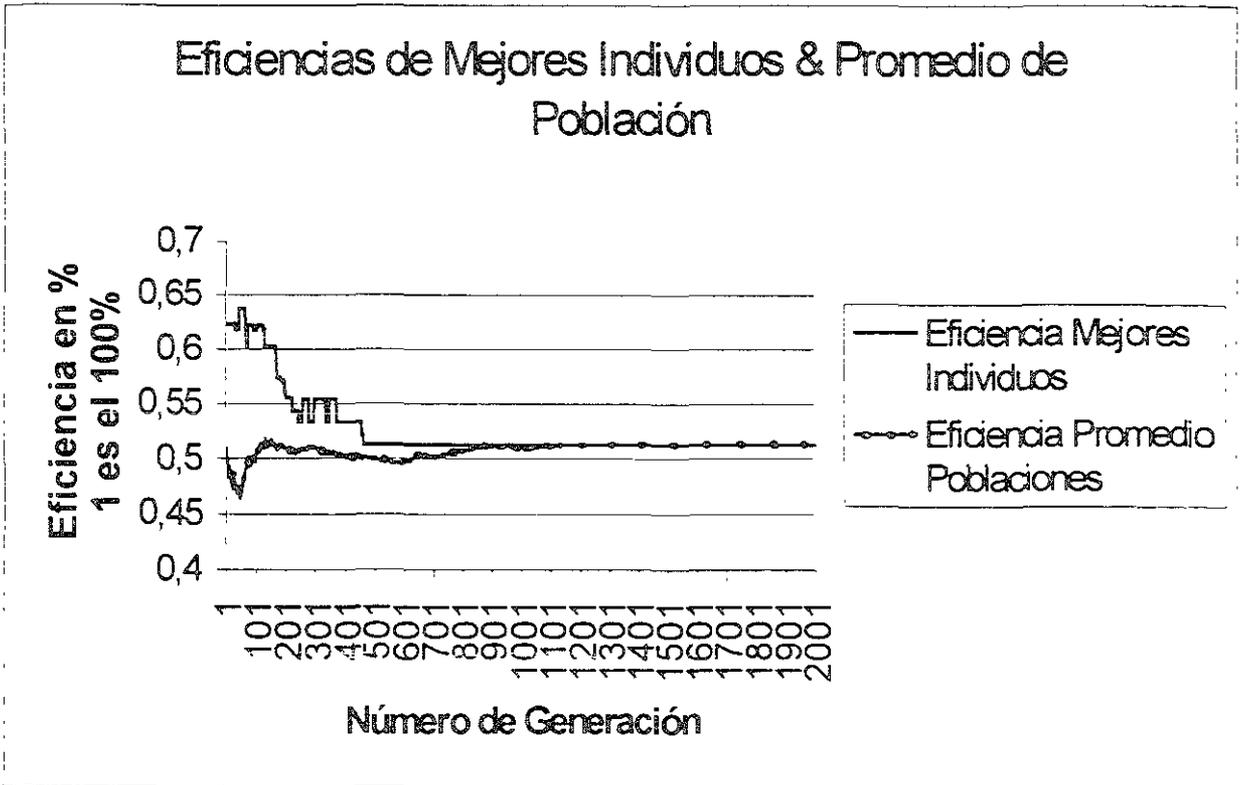
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 61%, durante el algoritmo genético, el desempeño de los subsecuentes individuos fue menor al inicial durante las primeras 45 generaciones, sin embargo posteriormente se dio un salto generándose un individuo con una eficiencia del 62%, se continuó con variaciones en el desempeño y finalmente se logró un individuo con una eficiencia del 63.2%.

La población en conjunto mostró un desempeño con muchas variaciones durante todo el proceso, mostrándose fluctuaciones que van desde un desempeño conjunto del 50.5% hasta un desempeño conjunto del 53.6%.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra durante todo el proceso aproximadamente un 10% arriba del desempeño conjunto de la población.

Gráficas de experimento prb2_100_sb_5



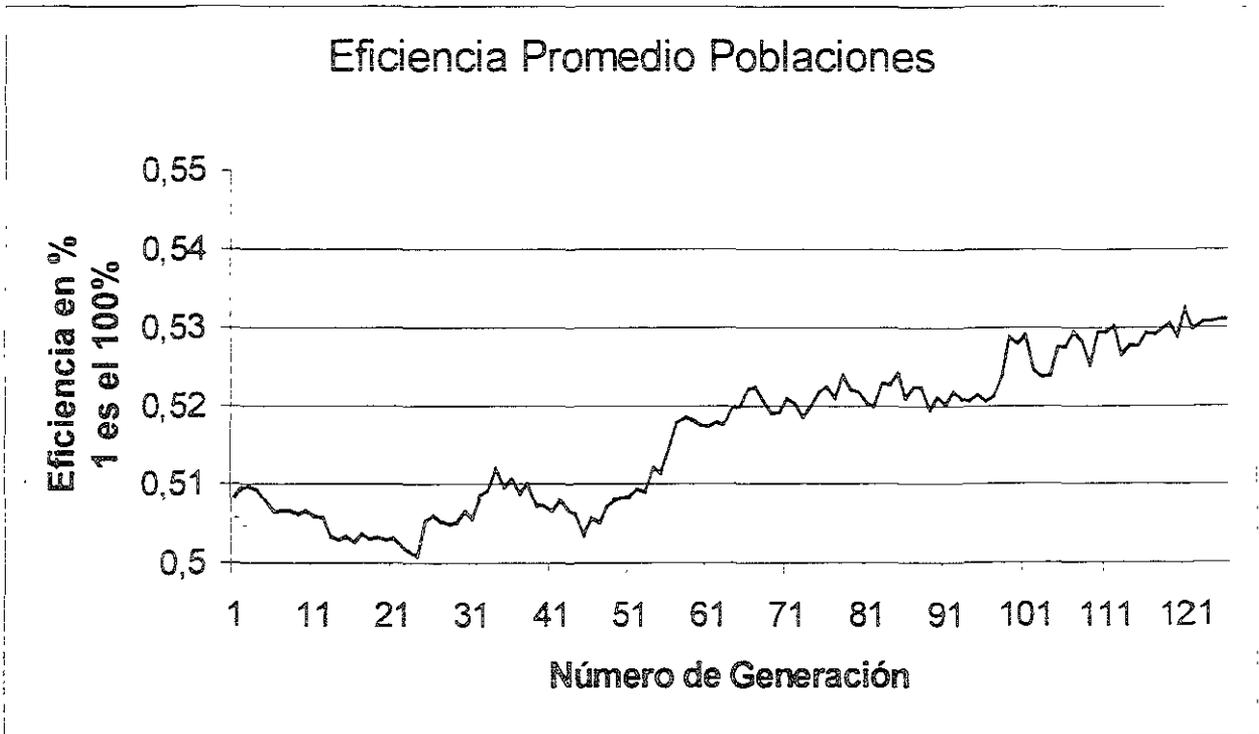
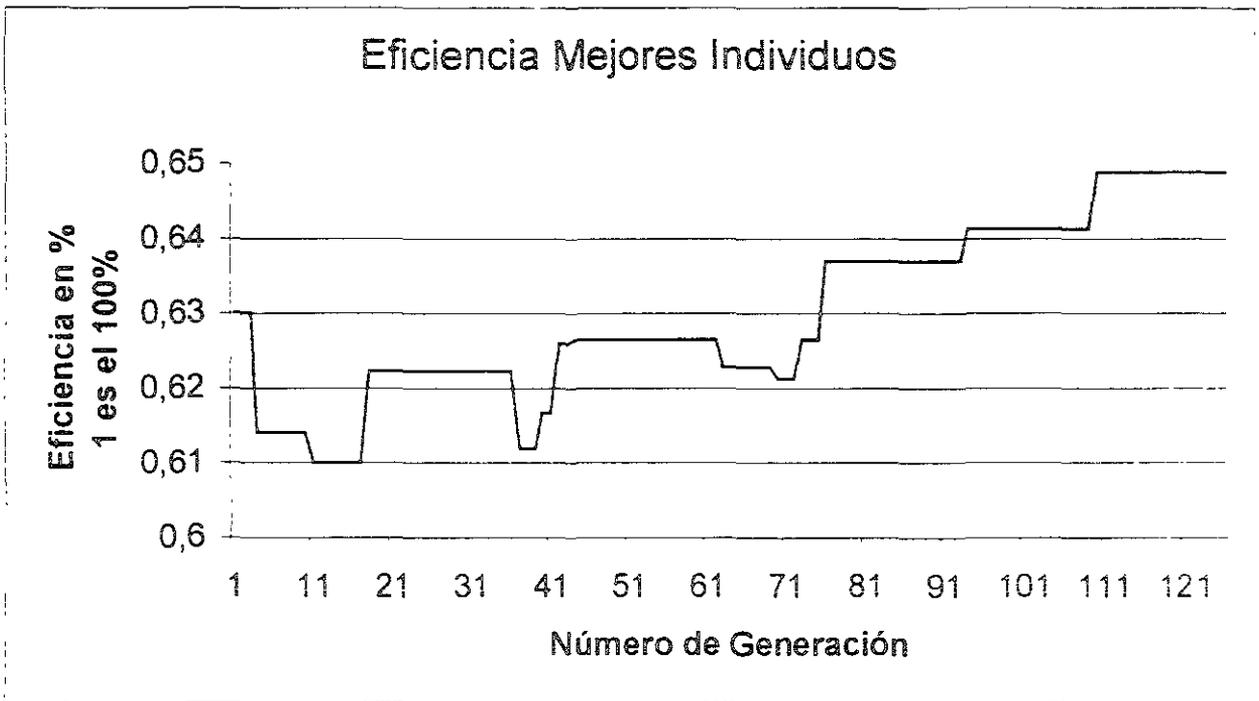


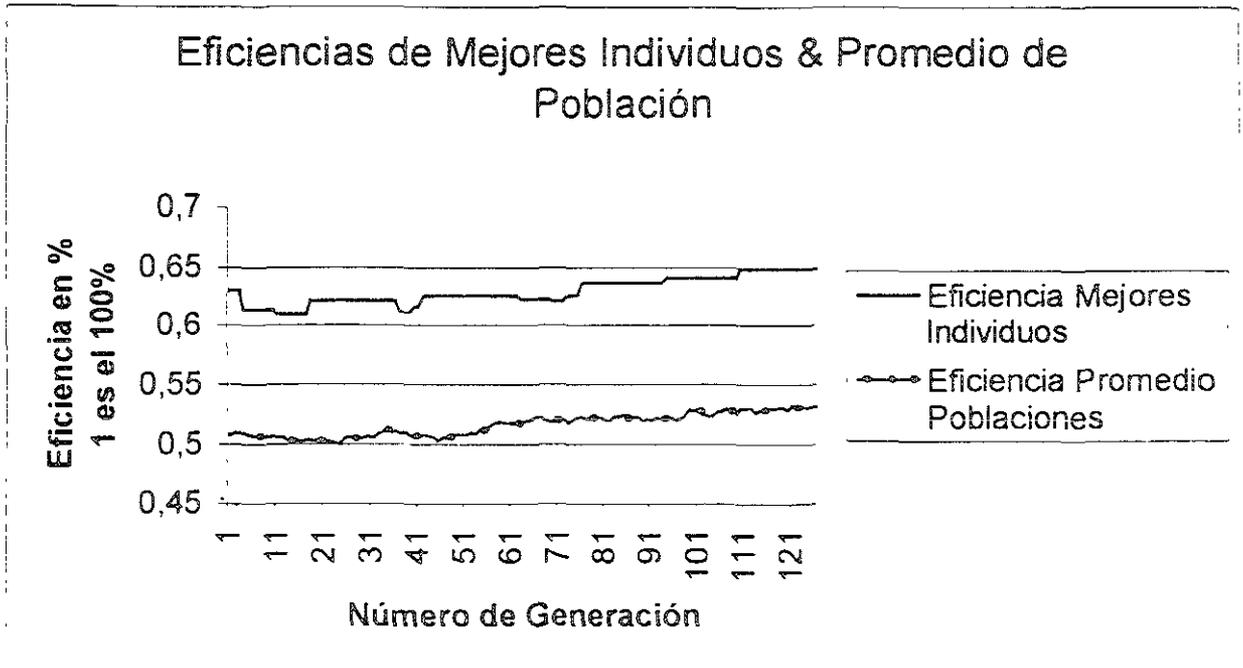
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue regular ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 62%, durante las primeras 50 generaciones del algoritmo genético se mejoró el desempeño del mejor individuo al 64%, sin embargo el desempeño en las subsecuentes generaciones disminuyó paulatinamente hasta estancarse en una eficiencia de 51%.

La población en conjunto mostró un desempeño inicial con variaciones pero creciente que partió del 50% de eficiencia, disminuyó al 46.5% y volvió a crecer al 51.8%, estancándose finalmente en 51.1%.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 12% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo va decreciendo hasta desaparecer alrededor de la generación 900, estancándose ambos valores en 51.5% de eficiencia.

Gráficas de experimento prb2_150_pd_5



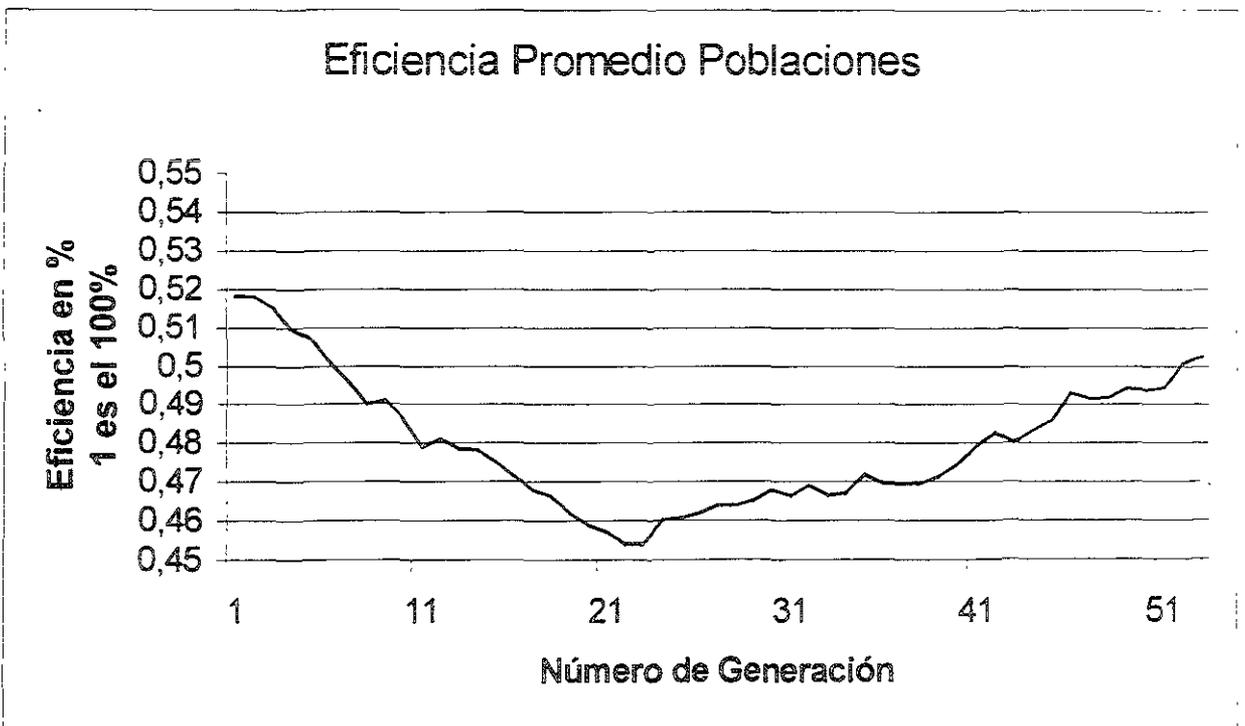
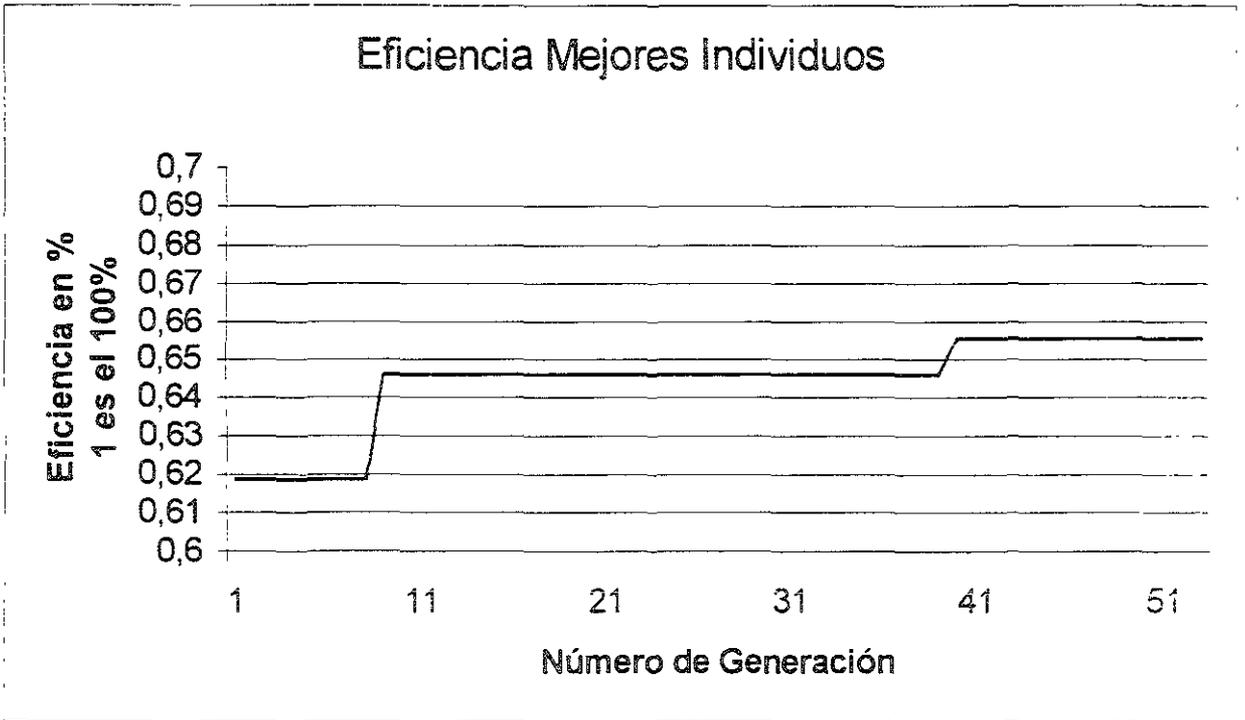


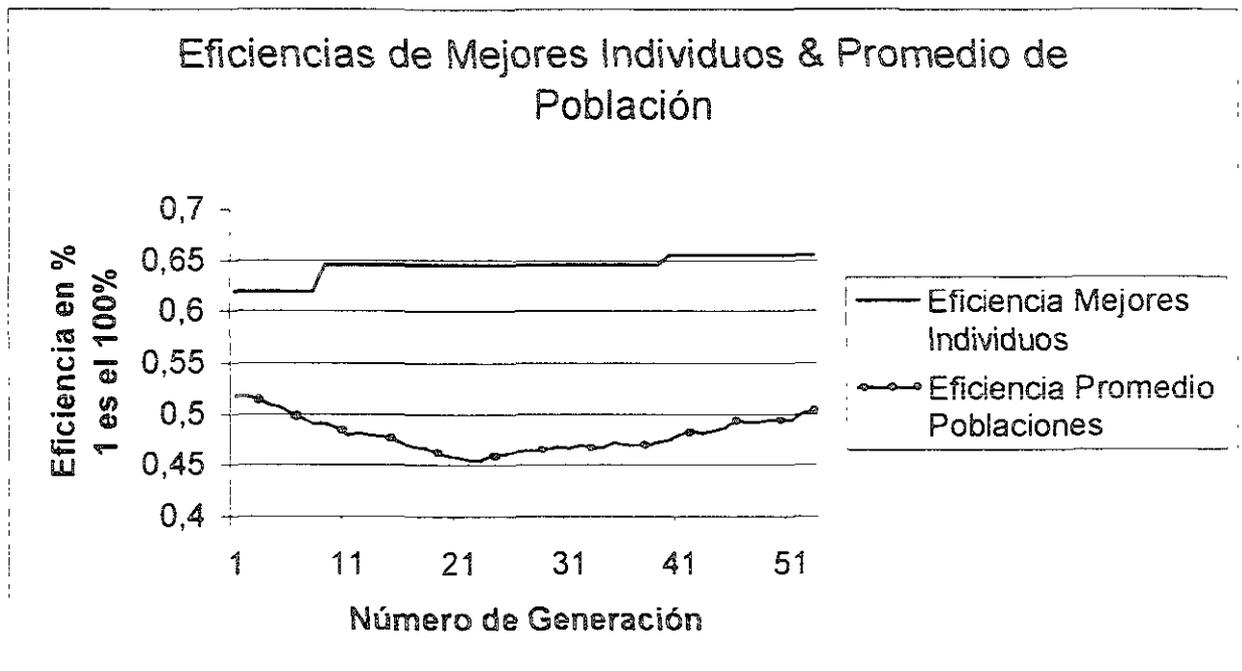
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 63%, sin embargo durante las primeras generaciones del algoritmo genético el desempeño del mejor individuo disminuyó hasta tener un valor de 61% de eficiencia y posteriormente el desempeño del mejor individuo aumento hasta lograr un valor de 64.9% de eficiencia, estancándose en ese valor.

La población en conjunto mostró un desempeño inicial con variaciones pero creciente que partió del 51% de eficiencia, disminuyó al 50.2% y volvió a crecer al 53.2%, estancándose finalmente en 53.1%.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 13% por encima del desempeño conjunto de la población, manteniéndose aproximadamente constante durante todo el proceso dicho intervalo.

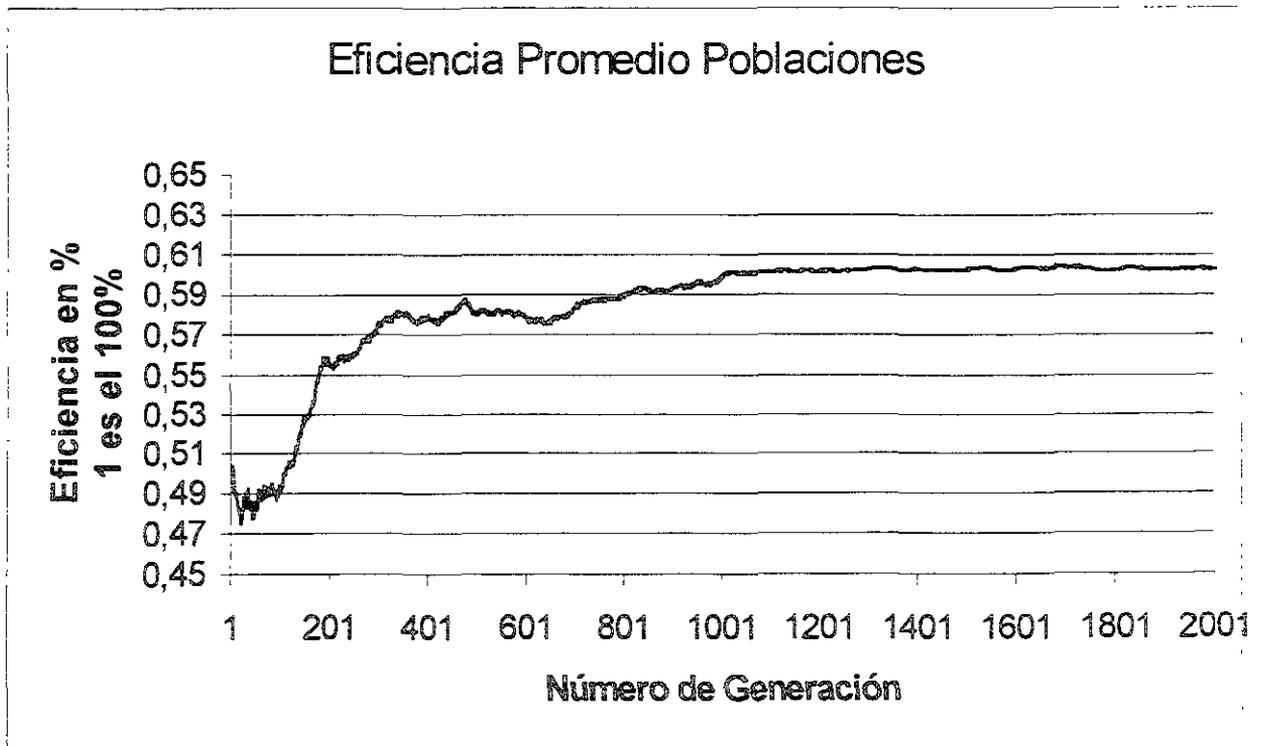
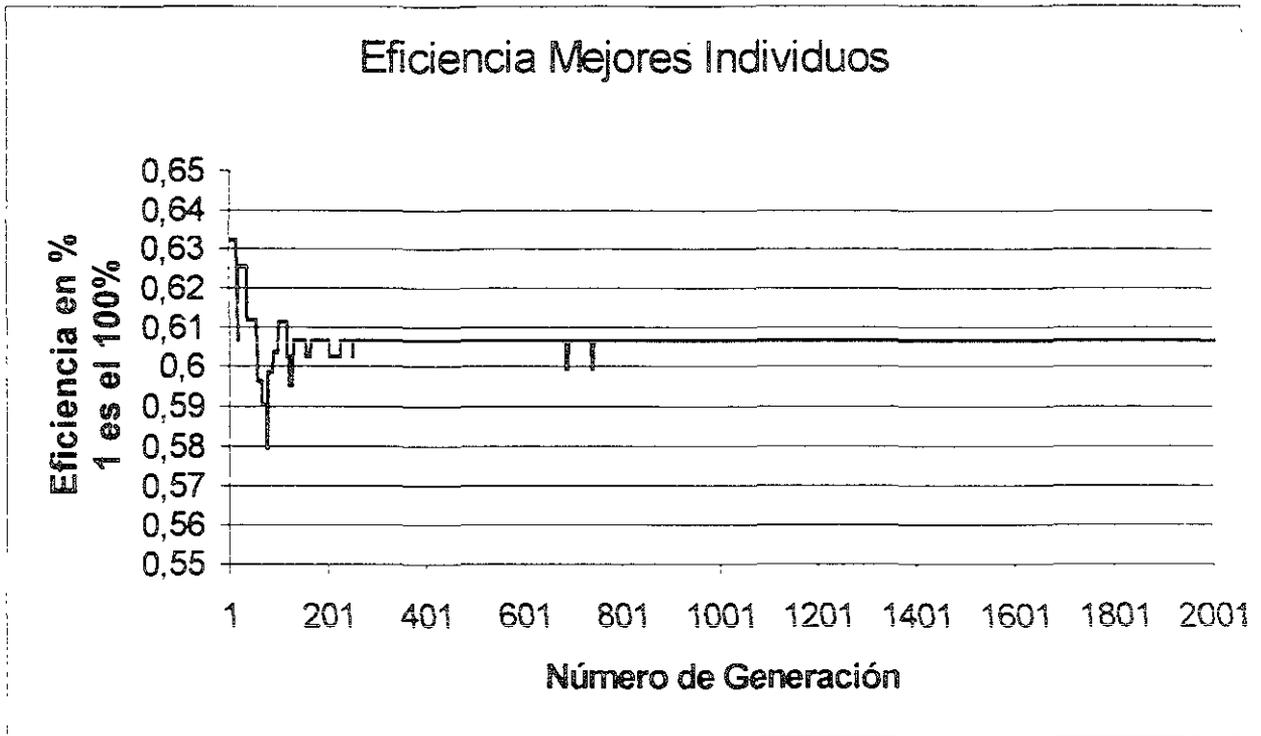
Gráficas de experimento prb2_150_sa_5

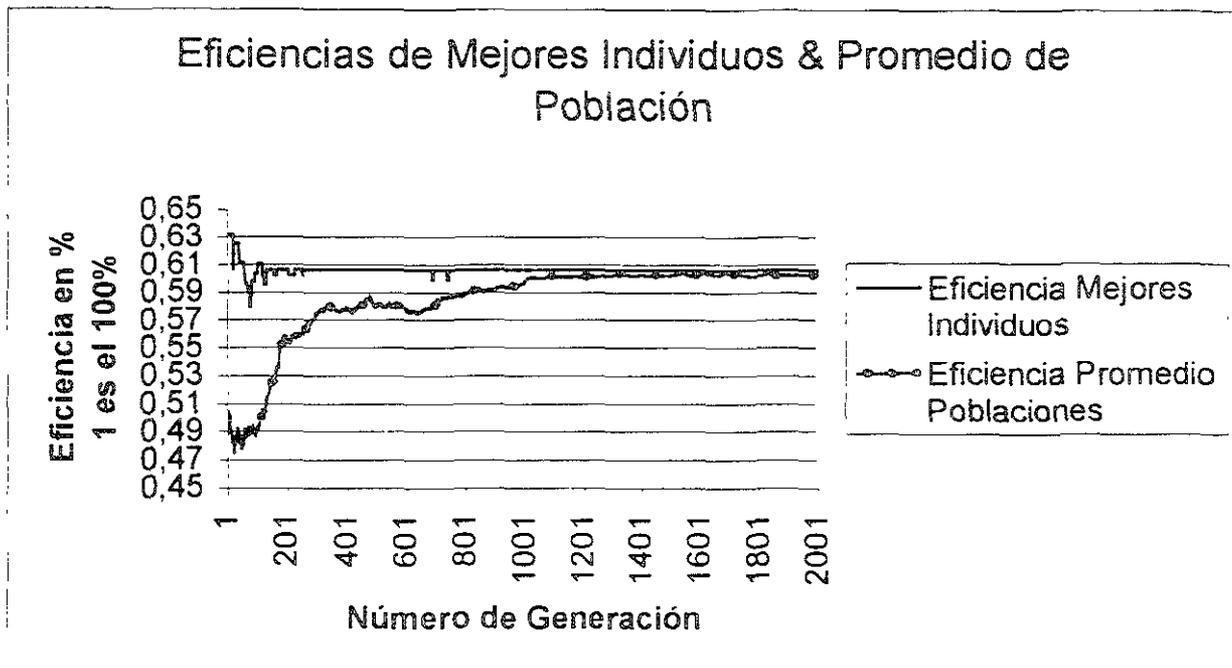




En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 61.9%, posteriormente se generaron paulatinamente individuos con eficiencias superiores a la del mejor individuo inicial hasta obtener finalmente una eficiencia del 65.5%, valor en el cuál se estanco el desempeño del mejor individuo. La población en conjunto mostró un desempeño decreciente y con variaciones, que partió del 52% de eficiencia, disminuyó al 45.5% y volvió a aumentar al 50.2%. Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 10% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo va aumentando hasta tener un valor de 20%, posteriormente disminuye para obtener un valor final de 15%.

Gráficas de experimento prb2_150_sr_5





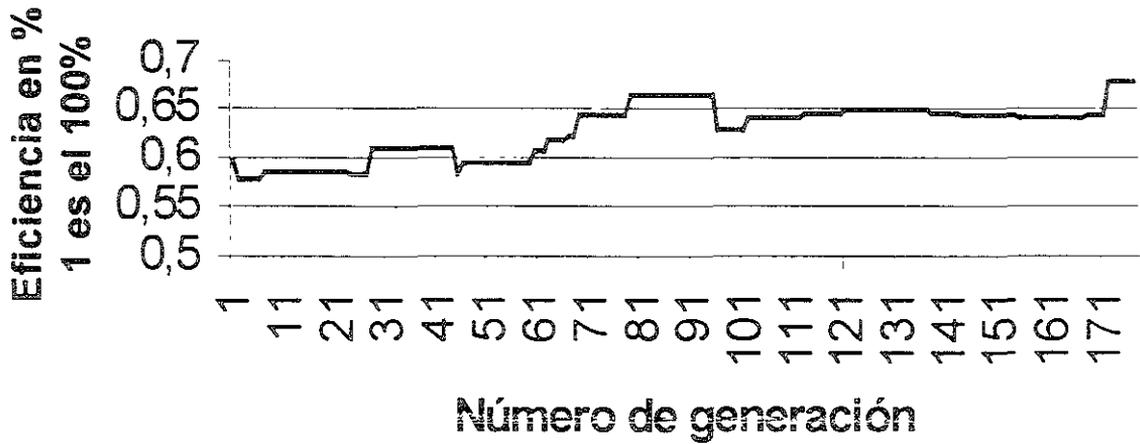
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue regular ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 63.1%, posteriormente se generaron paulatinamente individuos con eficiencias inferiores a la del mejor individuo inicial hasta obtener finalmente una eficiencia del 60.7%, valor en el cuál se estanco el desempeño del mejor individuo

La población en conjunto mostró un desempeño creciente y con variaciones, que partió del 50% de eficiencia, disminuyó al 47.6% en las primeras generaciones y volvió a aumentar progresivamente hasta tener un valor de 60.2% de eficiencia valor en el cuál se estancó el desempeño conjunto de la población.

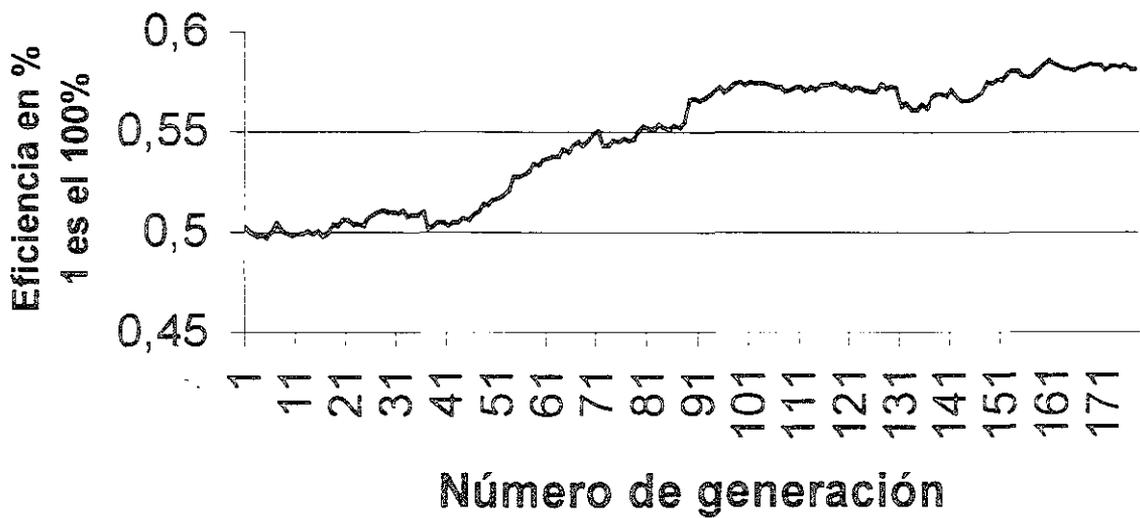
Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 13% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo va disminuyendo hasta tener un valor de 2%, valor con el cuál se estanca dicho intervalo.

Gráficas de experimento prb2_50_pd_5

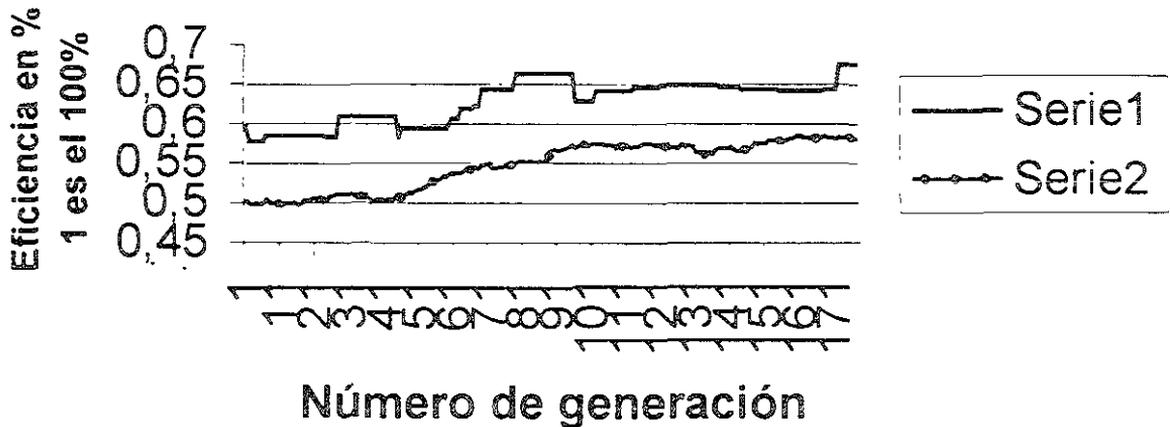
Eficiencia Mejores Individuos



Eficiencia Promedio Poblaciones



Eficiencias Mejores Individuos & Promedio de Población



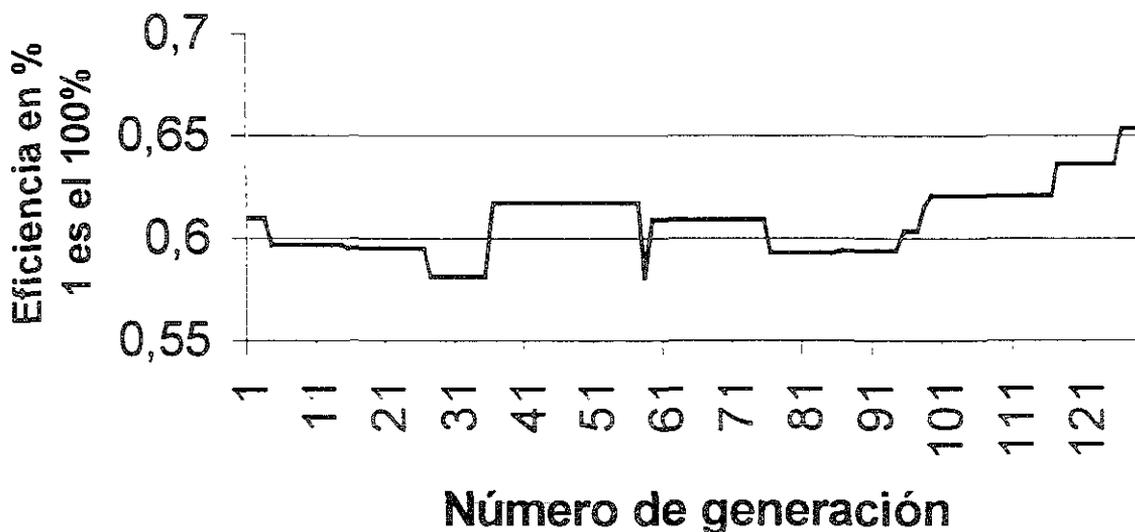
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 60%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias inferiores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia del 58%, valor a partir del cuál con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias mayores hasta obtener individuos con eficiencias de 67.5% valor en el cuál se estanco el desempeño del mejor individuo.

La población en conjunto mostró un desempeño creciente y con variaciones, que partió del 50% de eficiencia y creció hasta obtener una eficiencia final de 58%.

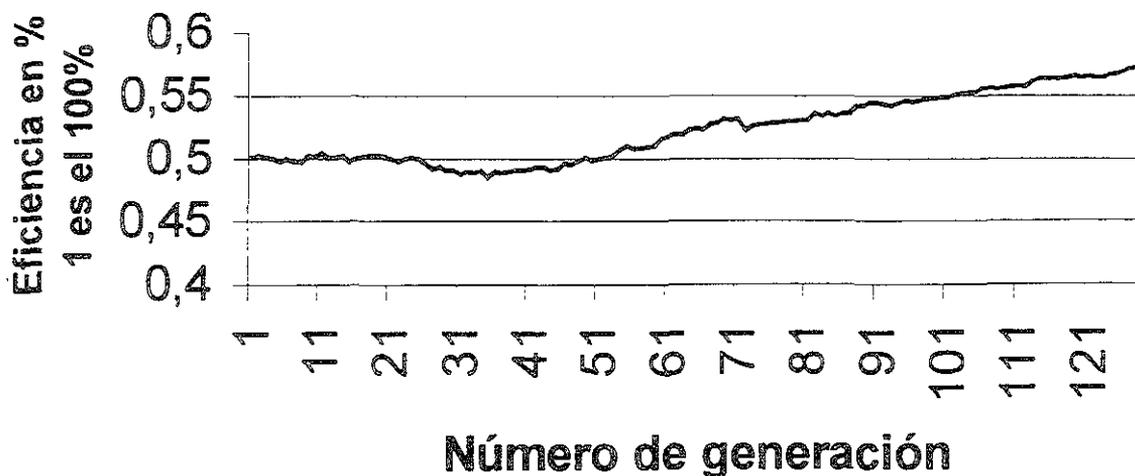
Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 10% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo se mantiene aproximadamente en el mismo valor.

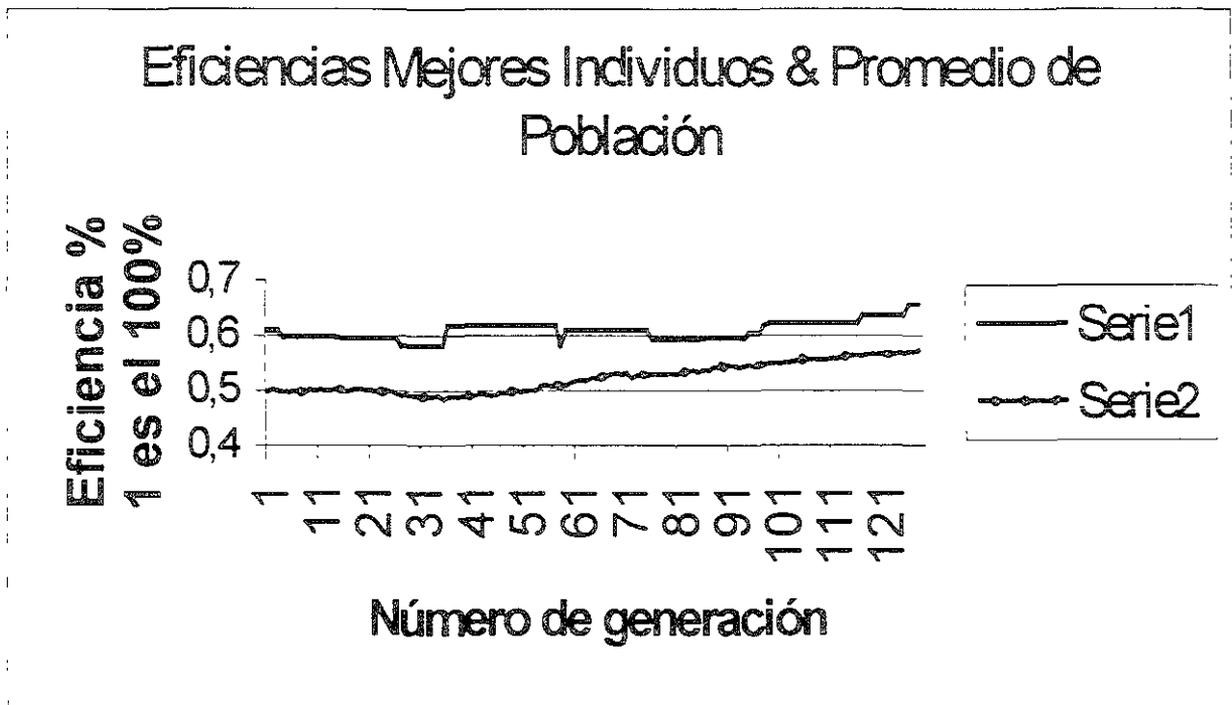
Gráficas de experimento prb2_50_ps_5

Eficiencia Mejores Individuos



Eficiencia Promedio Poblaciones



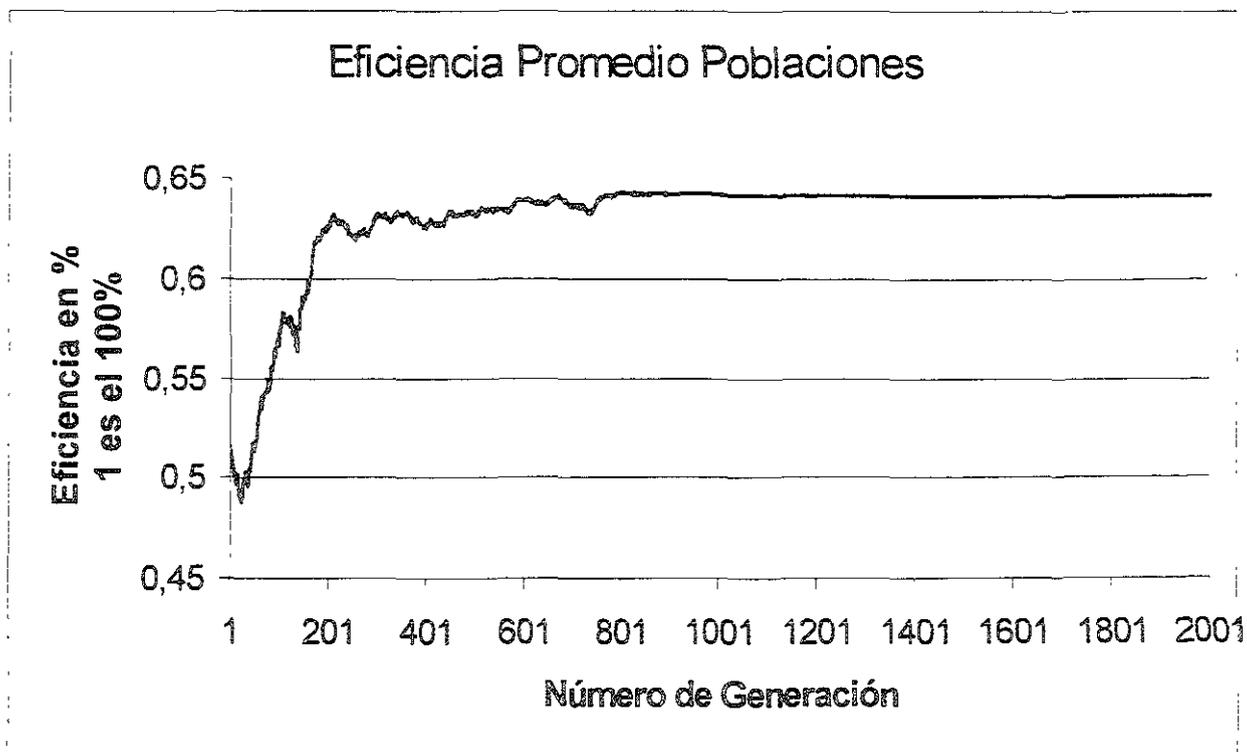
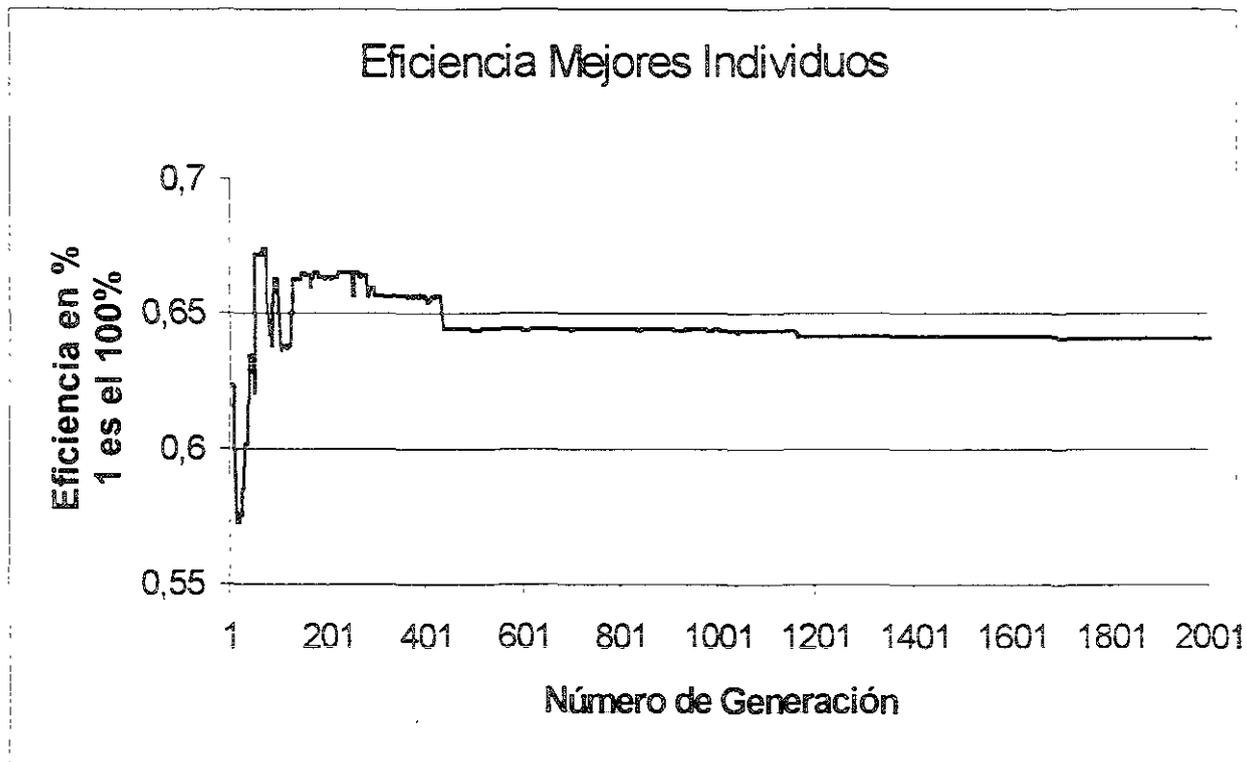


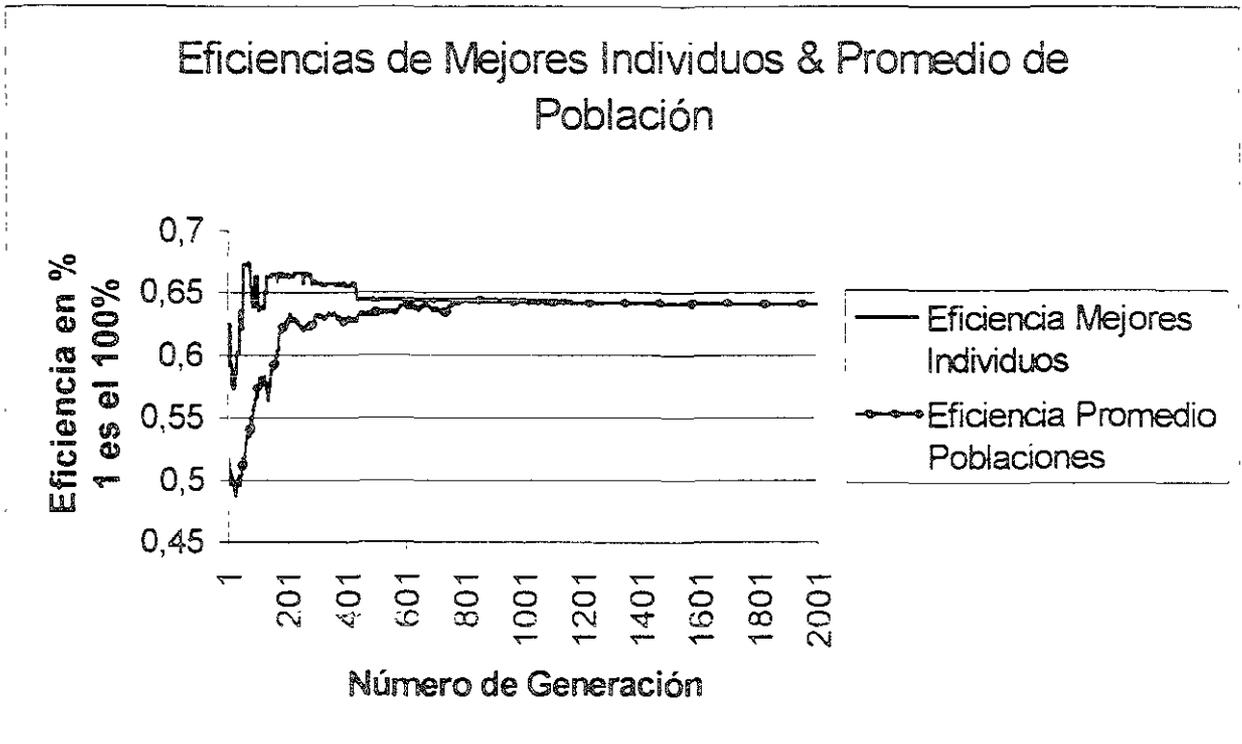
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 61.5%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias inferiores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia del 58%, valor a partir del cuál con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias mayores hasta obtener individuos con eficiencias de 65.2% valor en el cuál se estanco el desempeño del mejor individuo.

La población en conjunto mostró un desempeño general creciente y con variaciones, que partió del 50% de eficiencia, decreció a 49% y volvió a crecer hasta obtener una eficiencia final de 57%.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 11% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo disminuye hasta tener un valor de 5% y por último el valor del intervalo vuelve a aumentar para tener un valor final de 8%.

Gráficas de experimento prb3_100_pd_10



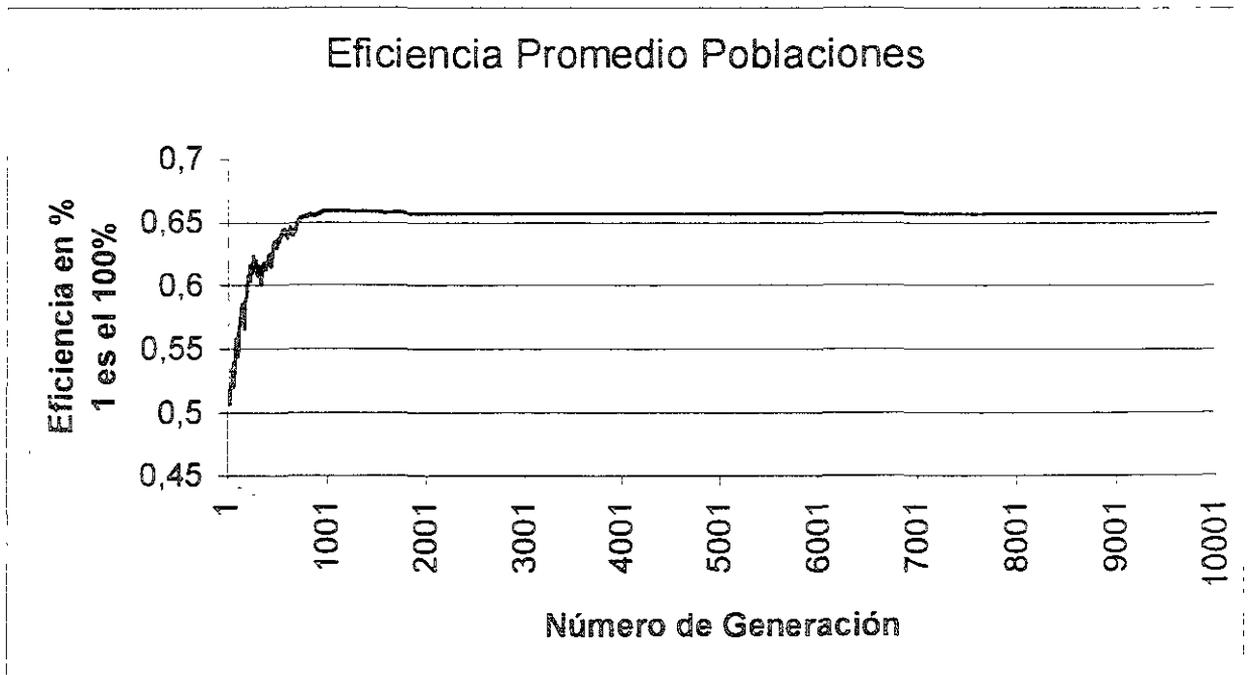
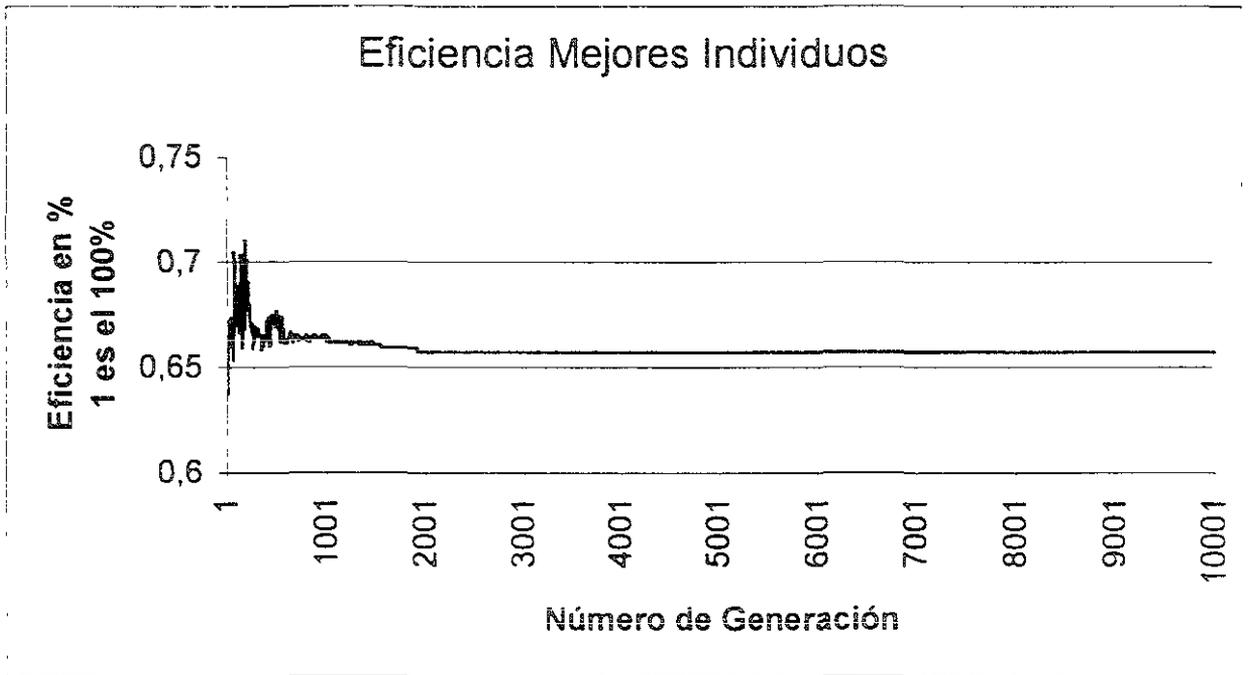


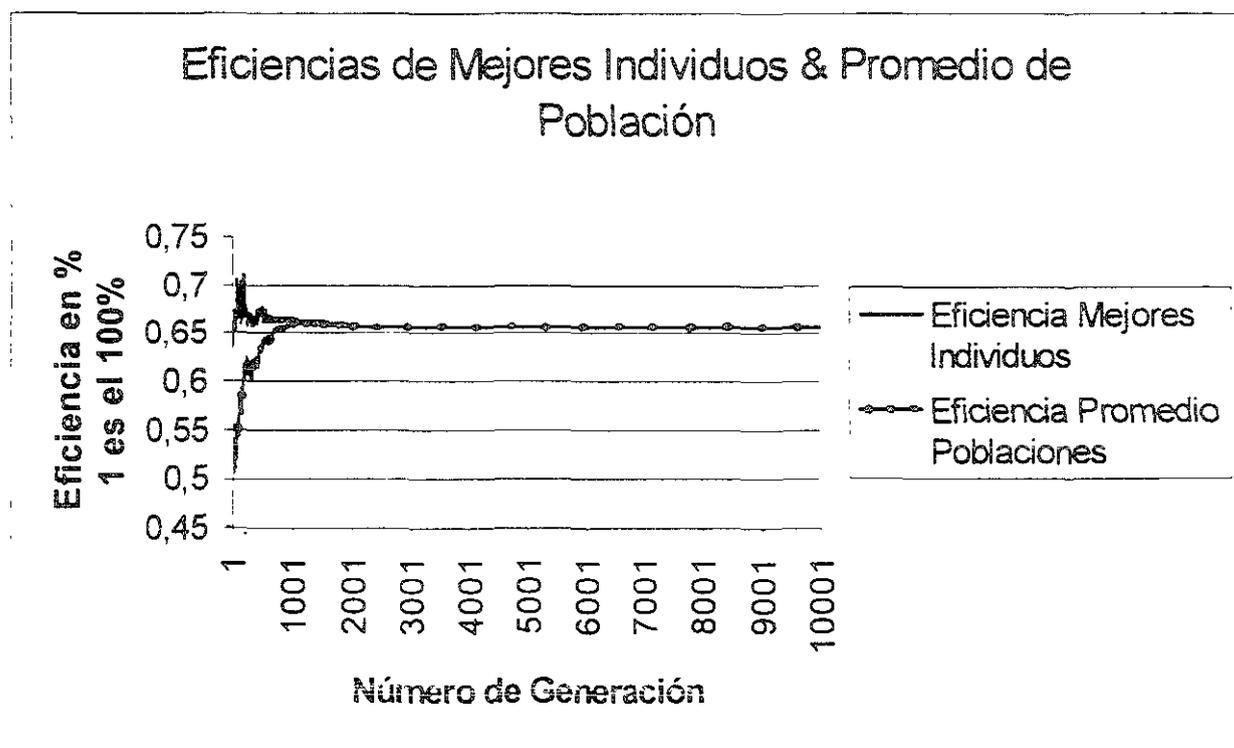
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 63%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias inferiores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia del 58%, valor a partir del cuál con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias mayores hasta obtener individuos con eficiencias de 67.5%, en las generaciones subsecuentes el desempeño de los mejores individuos disminuyó con variaciones a un valor de 69%, el cuál fue el valor de estancamiento del desempeño del mejor individuo.

La población en conjunto mostró un desempeño general creciente y con variaciones, que partió del 50.5% de eficiencia, decreció a 49% y volvió a crecer hasta obtener una eficiencia final de 63.5%, valor en el que se estancó el desempeño conjunto de la población.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 13% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo disminuye progresivamente hasta desaparecer, estancándose el desempeño de ambos en un 64% de eficiencia.

Gráficas de experimento prb3_150_pd_10



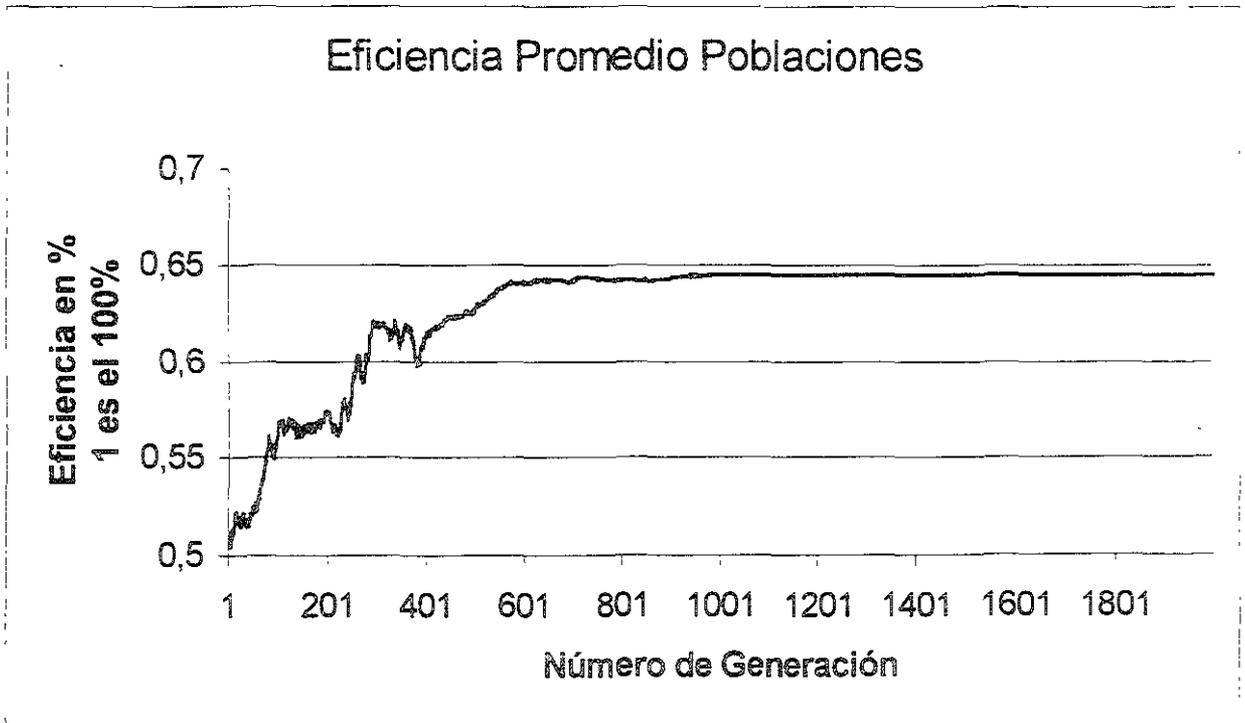
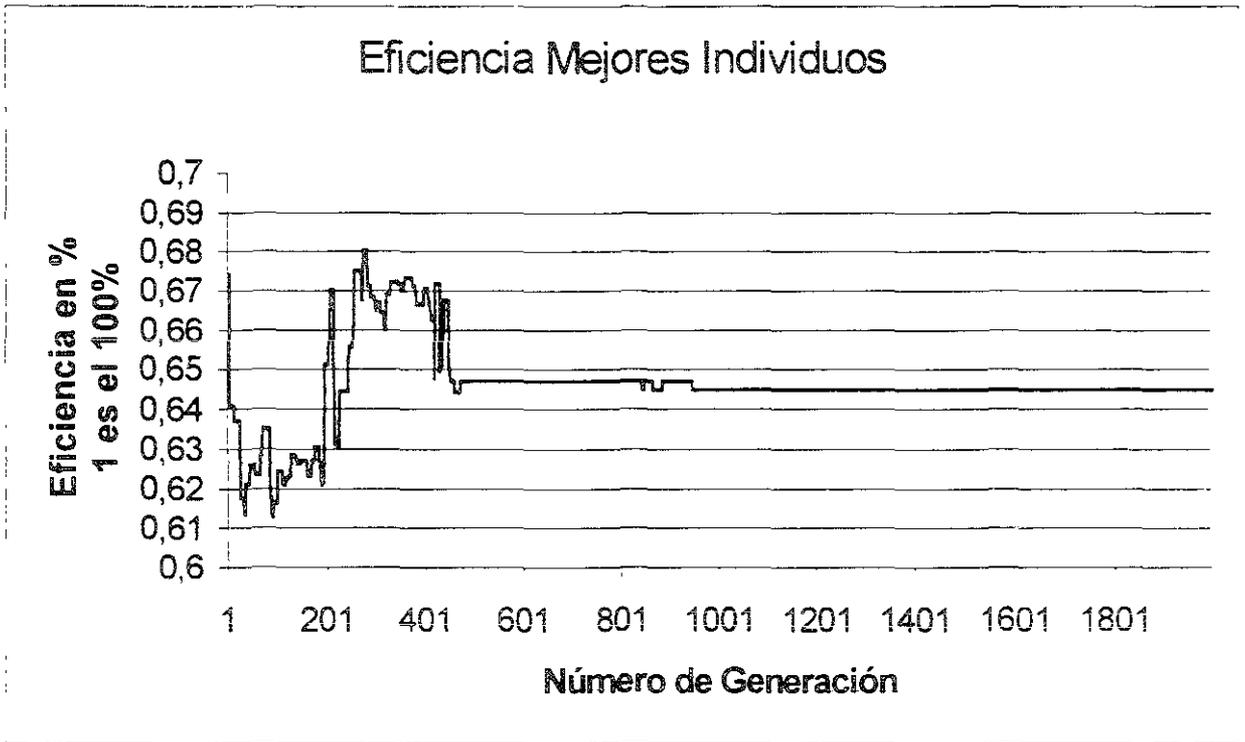


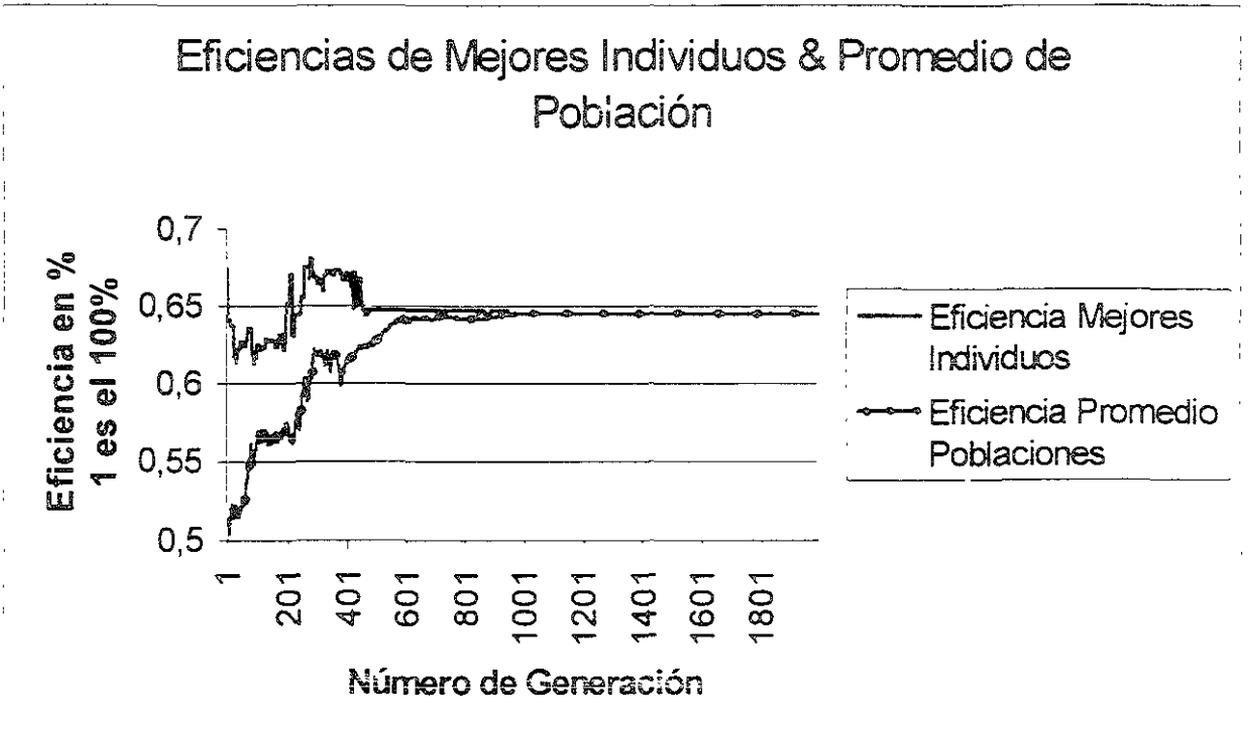
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 67%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias mayores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia del 71%, valor a partir del cuál con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias menores hasta obtener individuos con eficiencias del 66%, el cuál fue el valor de estancamiento del desempeño del mejor individuo.

La población en conjunto mostró un desempeño general creciente y con variaciones, que partió del 51% de eficiencia, y creció hasta obtener una eficiencia final de 66%, valor en el que se estancó el desempeño conjunto de la población.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 10% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo disminuye progresivamente hasta desaparecer, estancándose el desempeño de ambos en un 66% de eficiencia.

Gráficas de experimento prb3_150_ps_10



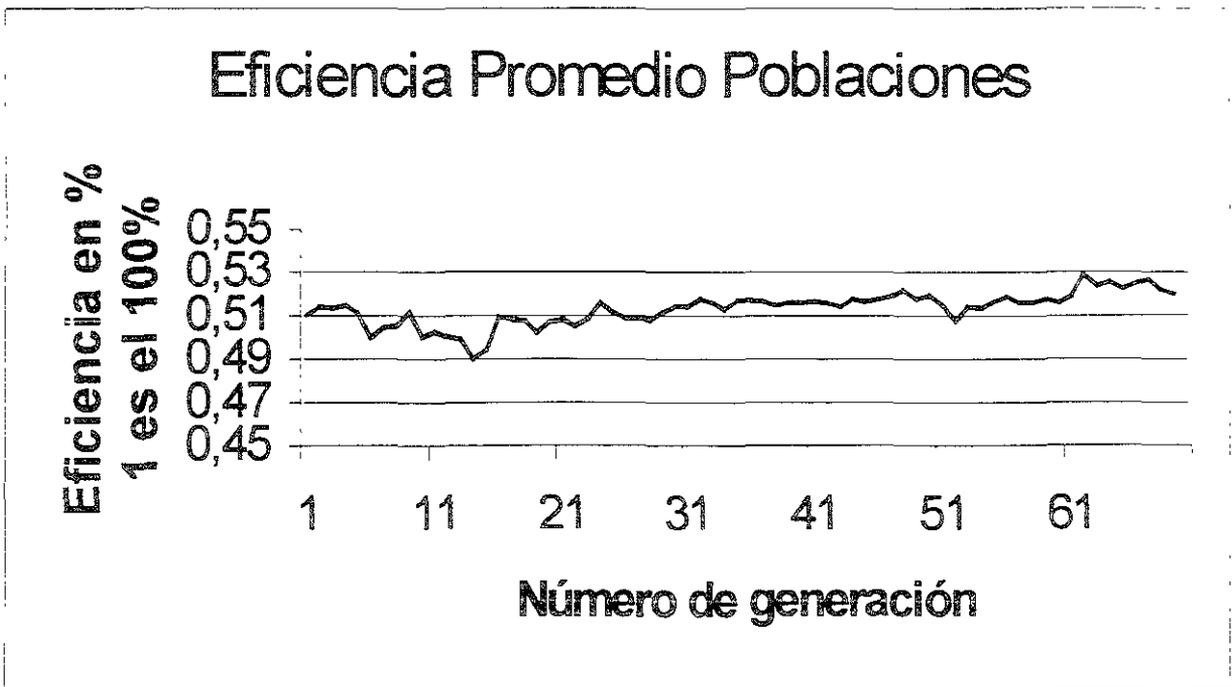
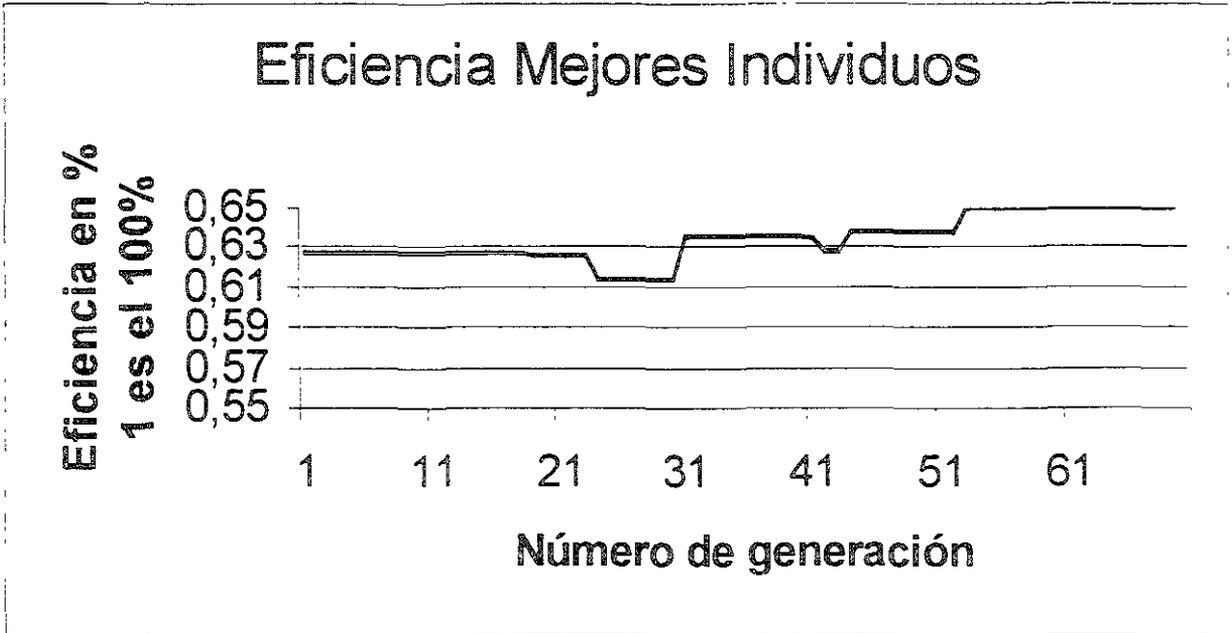


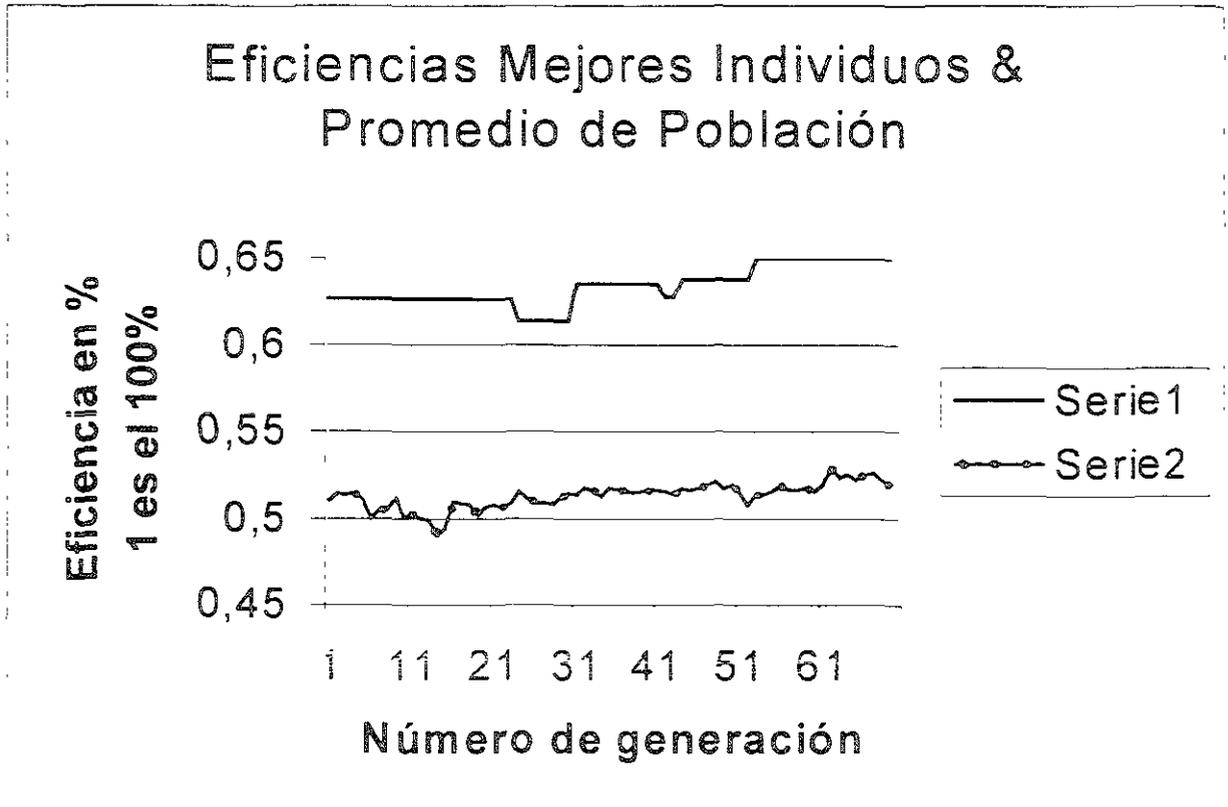
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 64.2%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias menores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia del 61.4%, valor a partir del cual con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias mayores hasta obtener individuos con eficiencias del 68%, intervalo de generaciones seguido por una serie de variaciones en el desempeño de los mejores individuos, estancándose el desempeño de los mejores individuos en 64.5% de eficiencia.

La población en conjunto mostró un desempeño general creciente y con variaciones, que partió del 50.5% de eficiencia, y creció hasta obtener una eficiencia final de 64.2%, valor en el que se estancó el desempeño conjunto de la población.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 13.6% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo disminuye progresivamente hasta desaparecer, estancándose el desempeño de ambos en un 64.5% de eficiencia.

Gráficas de experimento prb3_50_ps_10



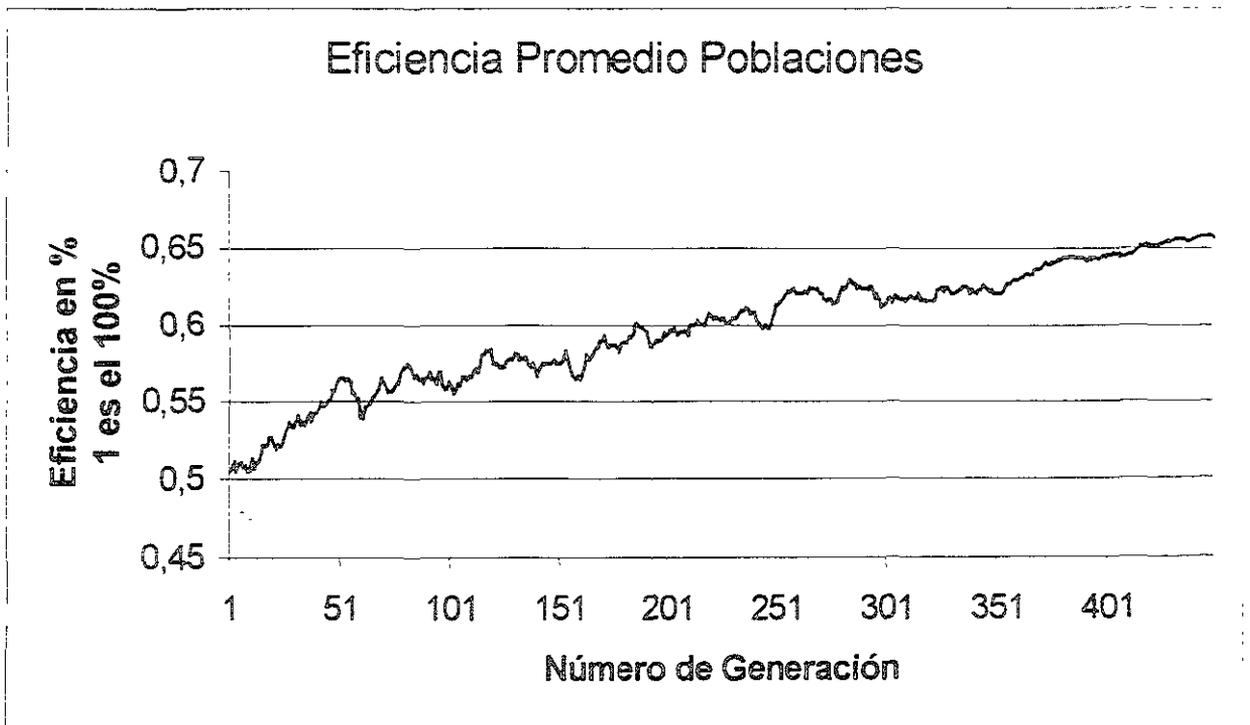
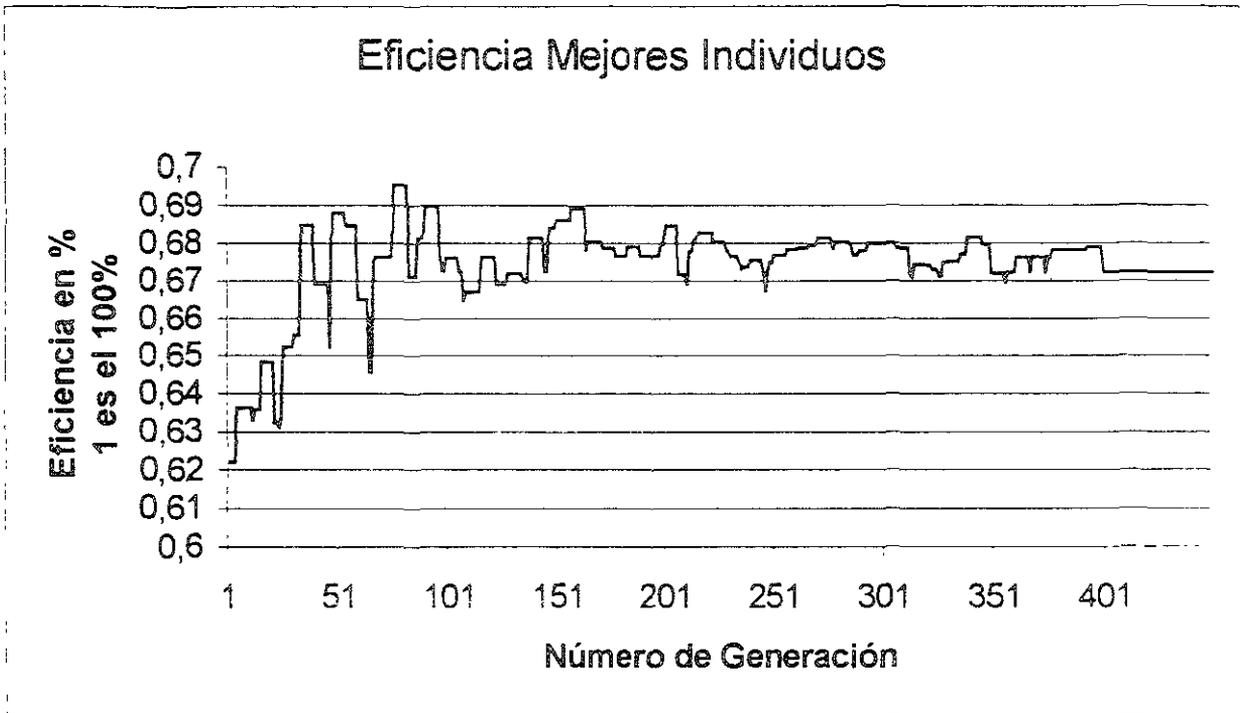


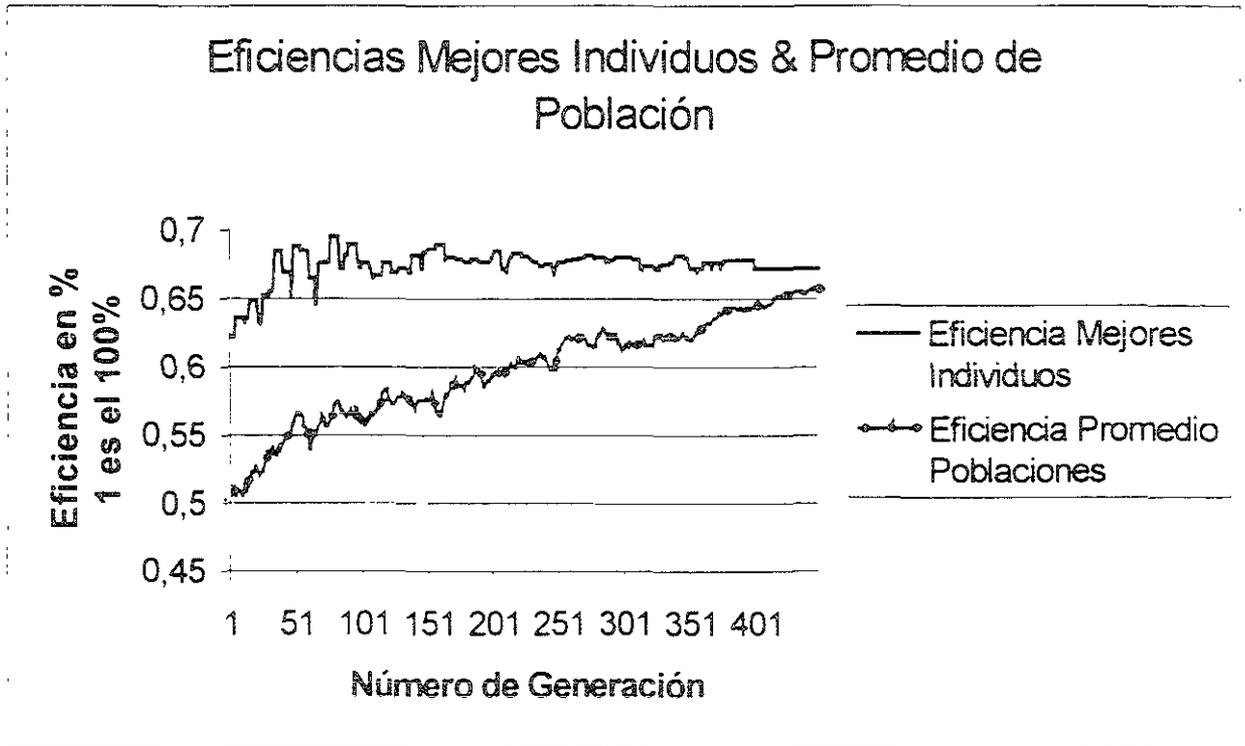
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 62.9%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias menores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia del 61.3%, valor a partir del cuál con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias mayores hasta obtener individuos con eficiencias del 64.8%, valor con el cuál se estancó el desempeño de los mejores individuos.

La población en conjunto mostró un desempeño general con variaciones, que partió del 51% de eficiencia, después de algunas variaciones, dicho valor disminuyó a 49% de eficiencia y nuevamente después de una serie de variaciones la eficiencia creció hasta obtener un valor máximo de 53%.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 12.5% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo se mantiene aproximadamente en el mismo valor durante todo el proceso.

Gráficas de experimento prb4_50_pd_15



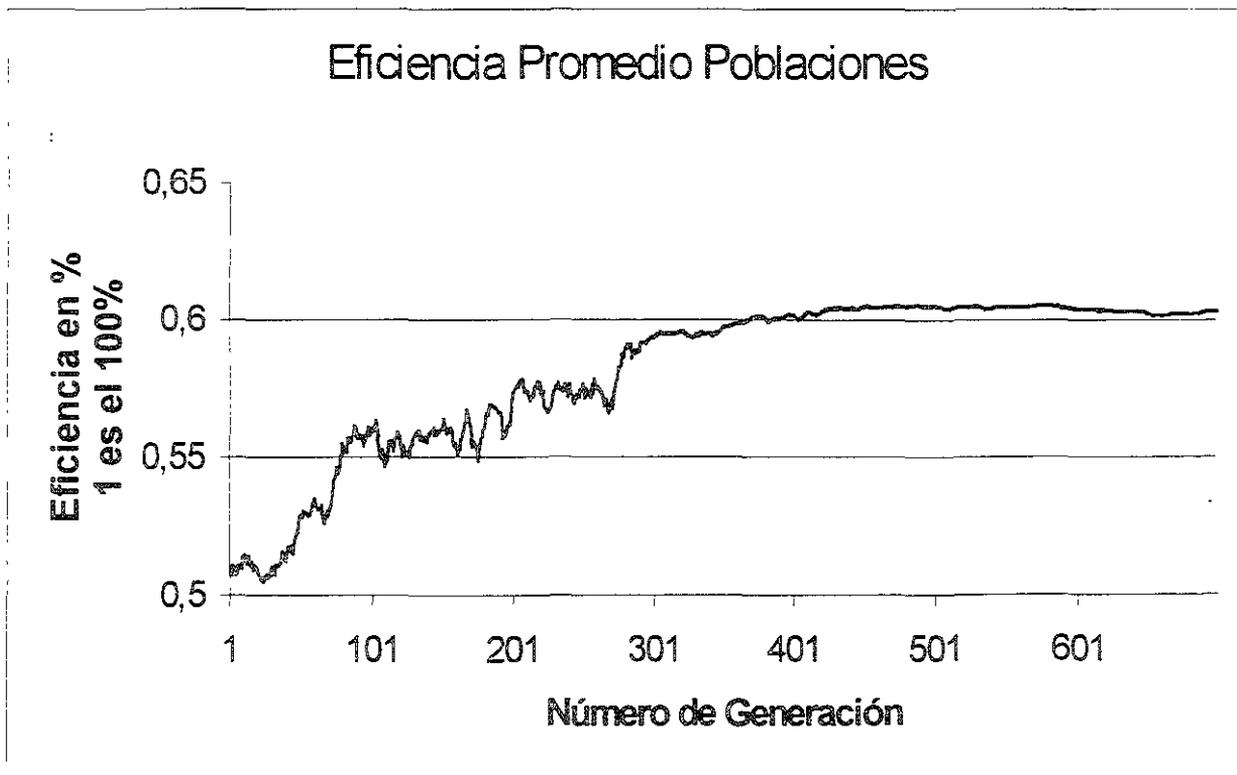
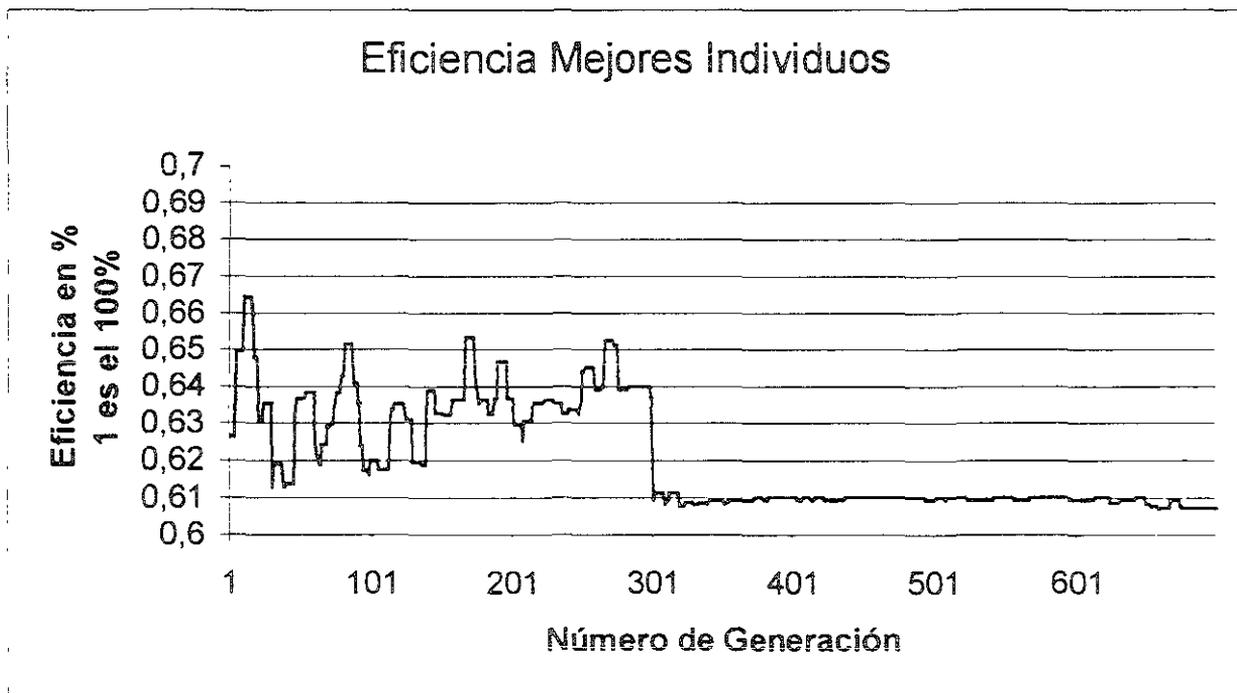


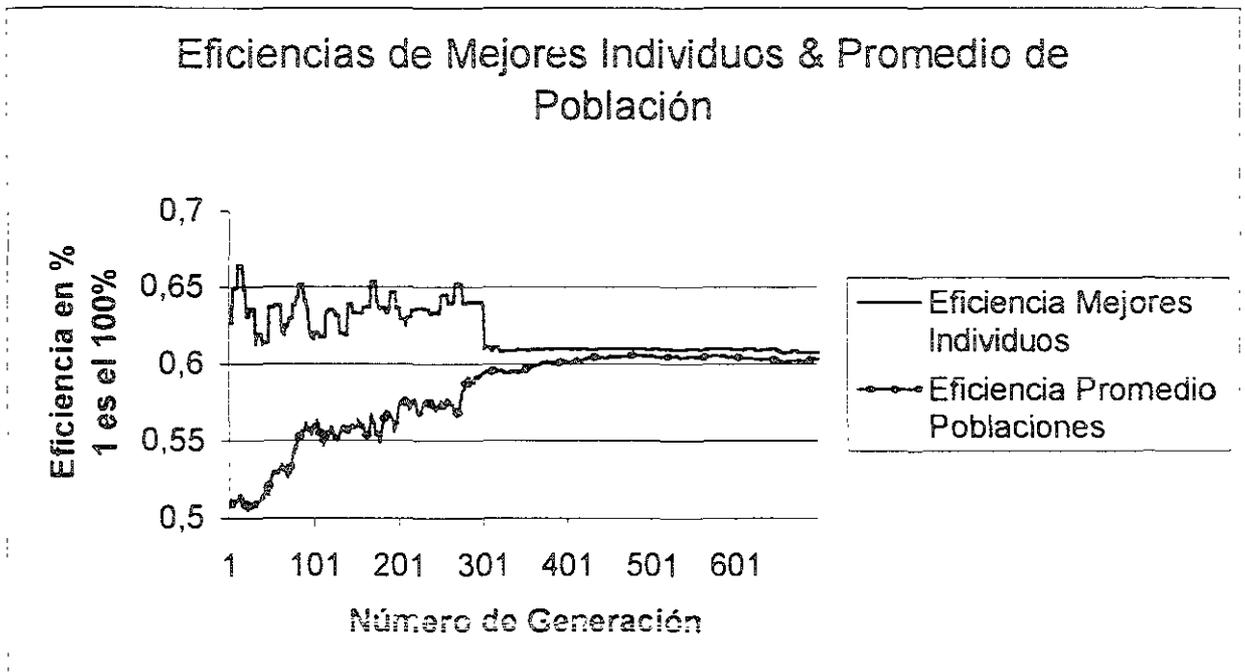
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 62.2%, posteriormente y con variaciones se generaron individuos con eficiencias mayores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia máxima del 69.5%, valor a partir del cuál con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias menores hasta obtener individuos con eficiencias del 67.3%, valor con el cuál se estancó el desempeño de los mejores individuos.

La población en conjunto mostró un desempeño general con variaciones y creciente, que partió del 51%, después de una serie de variaciones la eficiencia creció hasta obtener un valor máximo de 65.5%.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 12.5% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo disminuye hasta tener un valor de 2%.

Gráficas de experimento prb4_150_ps_15



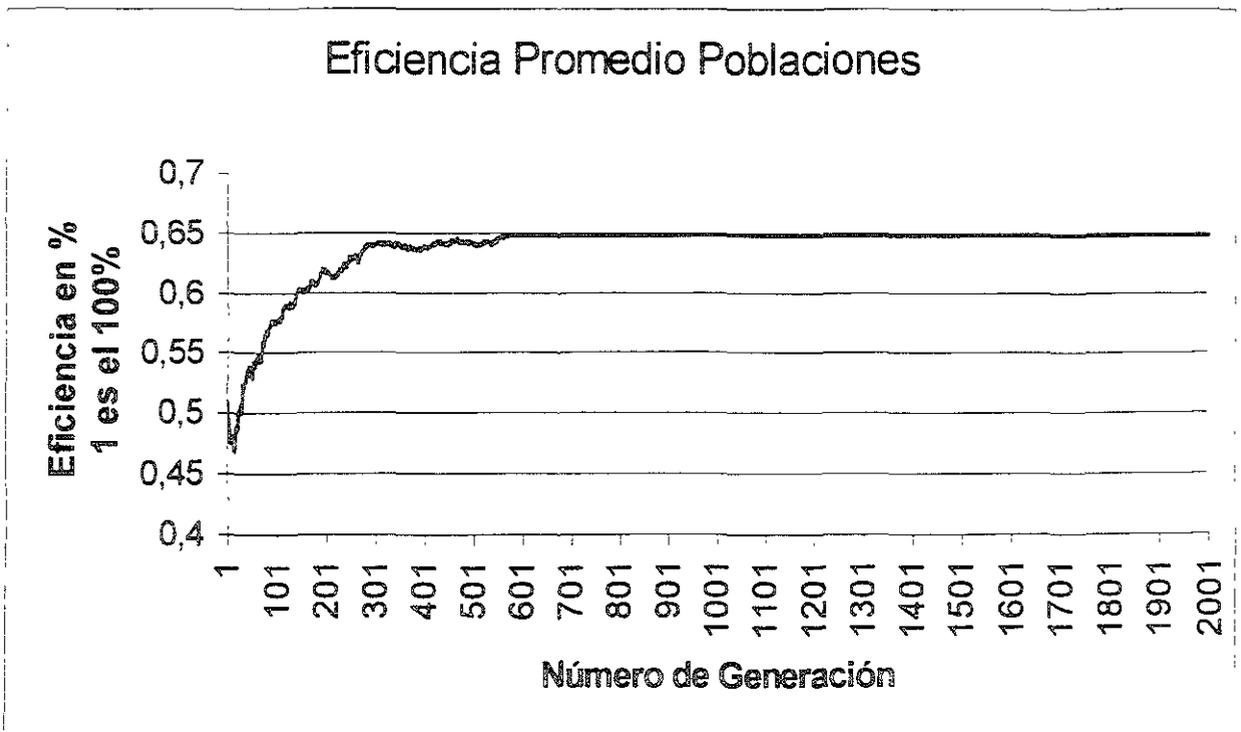
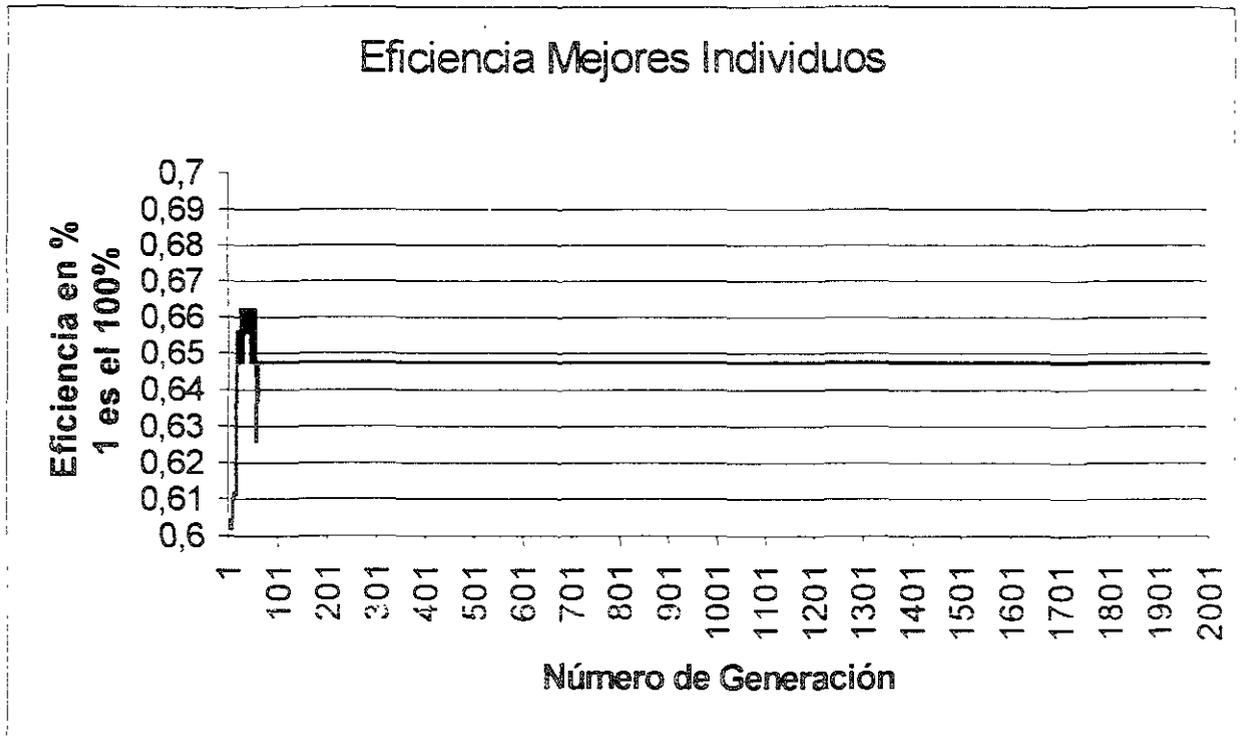


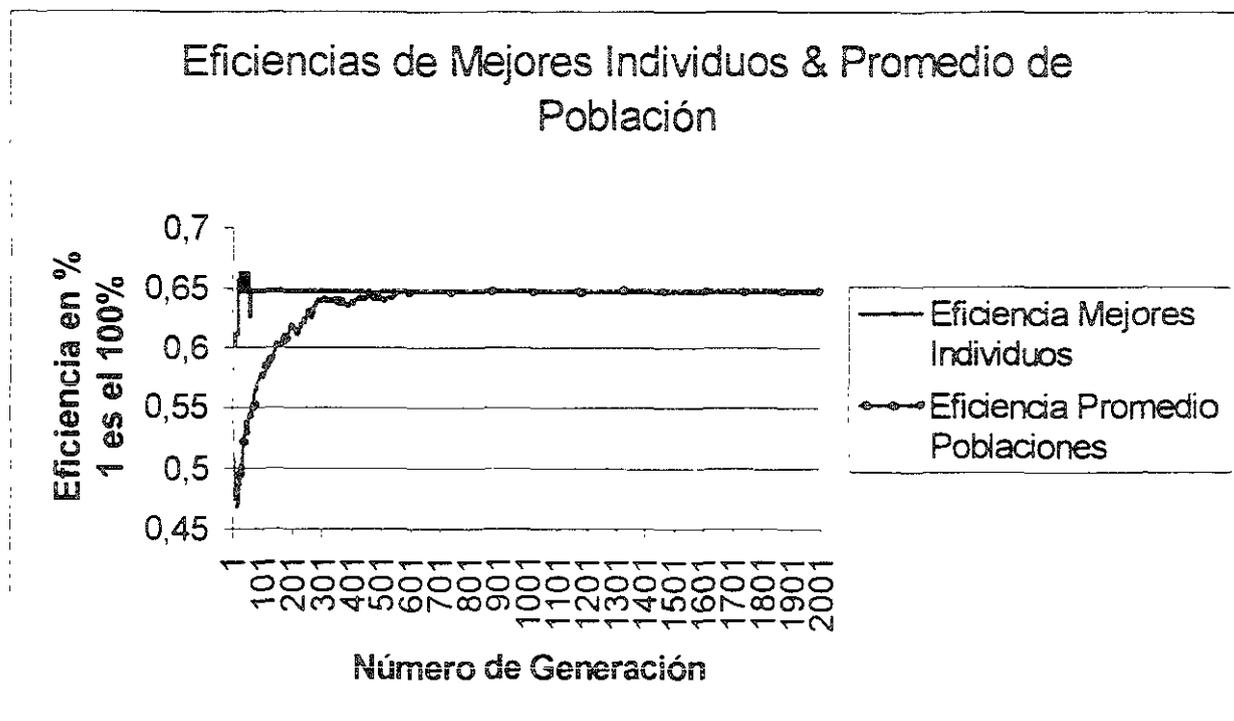
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 62.7%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias mayores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia máxima del 66.5%, valor a partir del cuál con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias menores hasta obtener individuos con eficiencias del 61%, valor con el cuál se estancó el desempeño de los mejores individuos.

La población en conjunto mostró un desempeño general con variaciones y creciente, que partió del 51%, después de una serie de variaciones la eficiencia creció hasta obtener un valor máximo de 60.5%.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 12.5% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo disminuye hasta tener un valor de .5%.

Gráficas de experimento prb4_150_sa_15



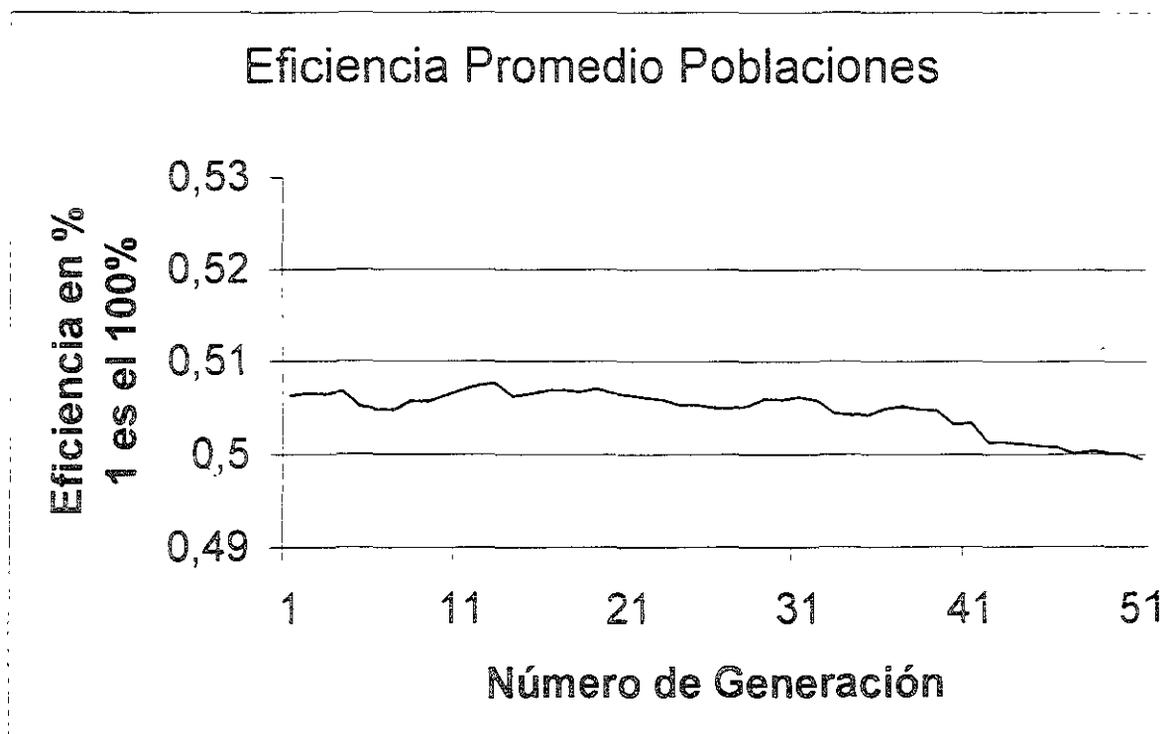
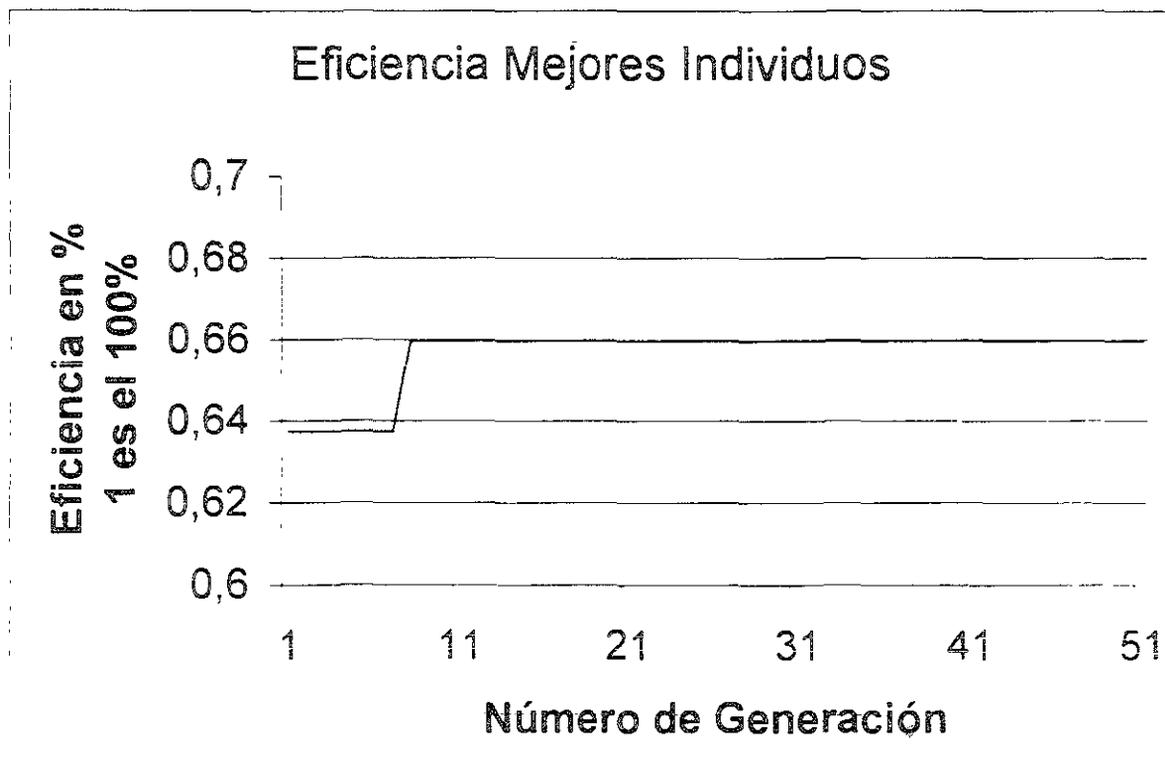


En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 60.2%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias mayores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia máxima del 66.2%, valor a partir del cuál con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias menores hasta obtener individuos con eficiencias del 64.8%, valor con el cuál se estancó el desempeño de los mejores individuos.

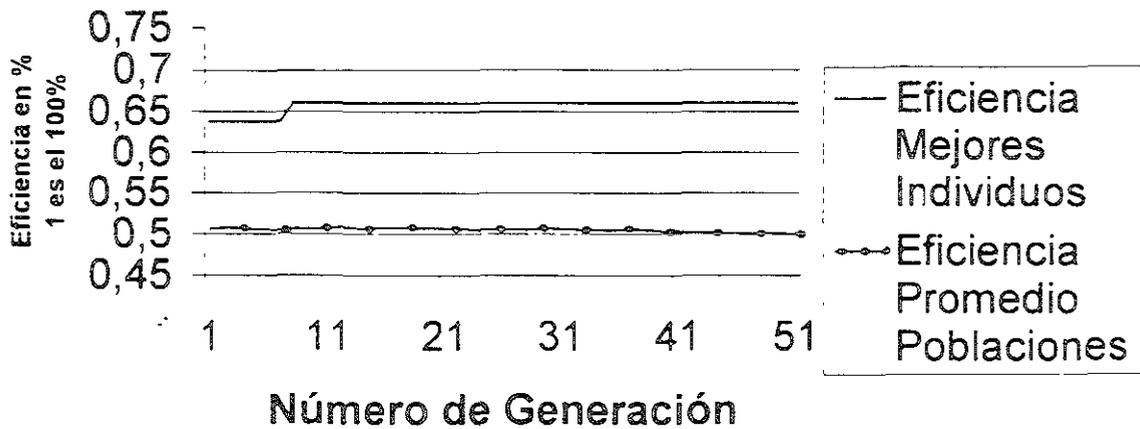
La población en conjunto mostró un desempeño general con variaciones y creciente, que partió del 47.5%, después de una serie de variaciones la eficiencia creció hasta obtener un valor máximo de 65%, valor con el cuál se estancó el desempeño conjunto de la población.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 12.7% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo disminuye hasta tener un valor constante de .2%.

Gráficas de experimento prb1_200_pd_mi



Eficiencias de Mejores Individuos & Promedio de Población

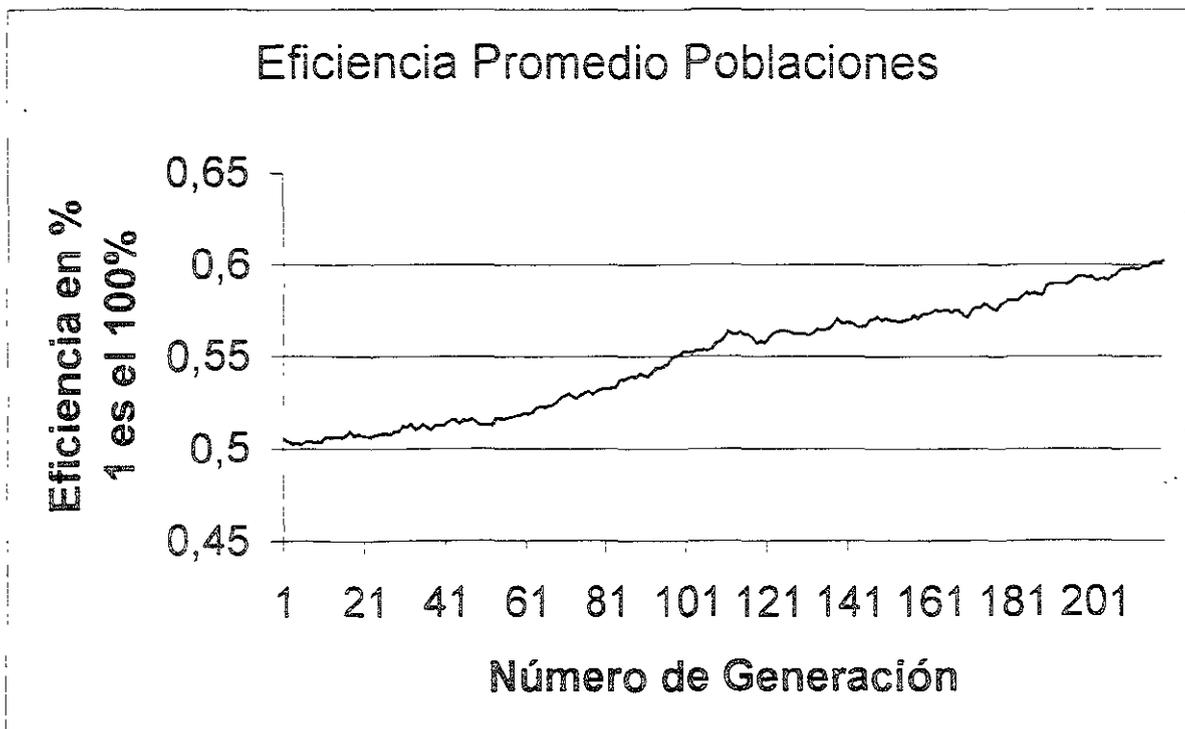
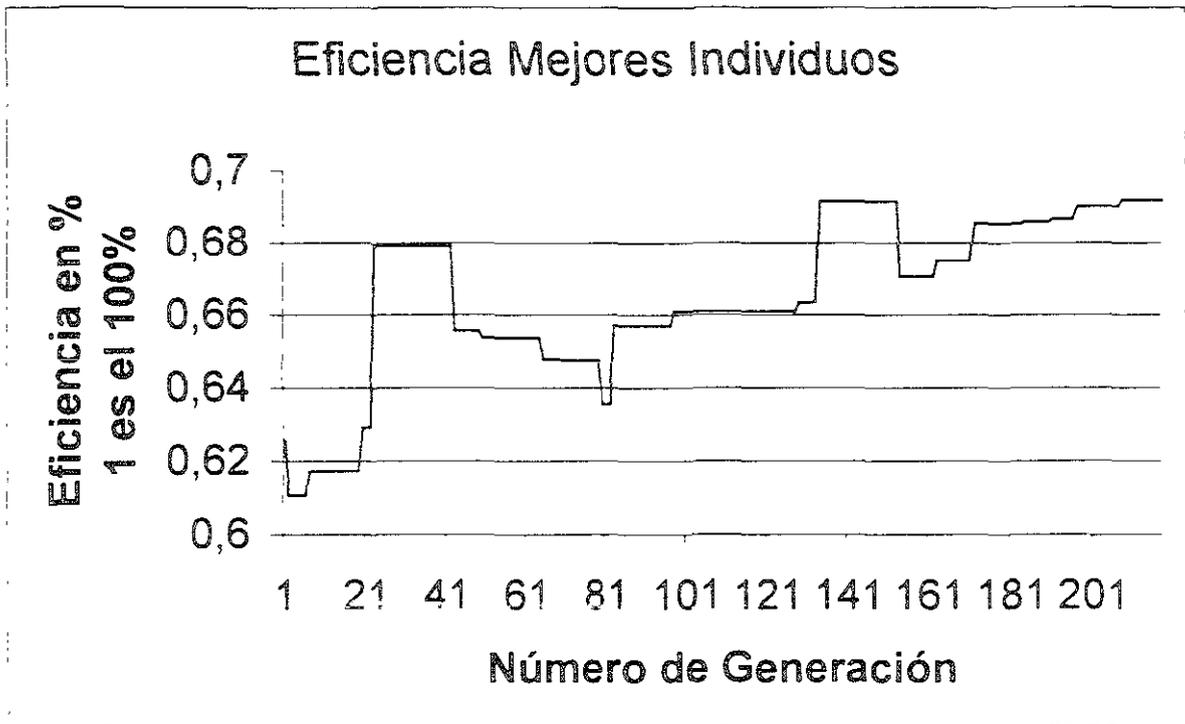


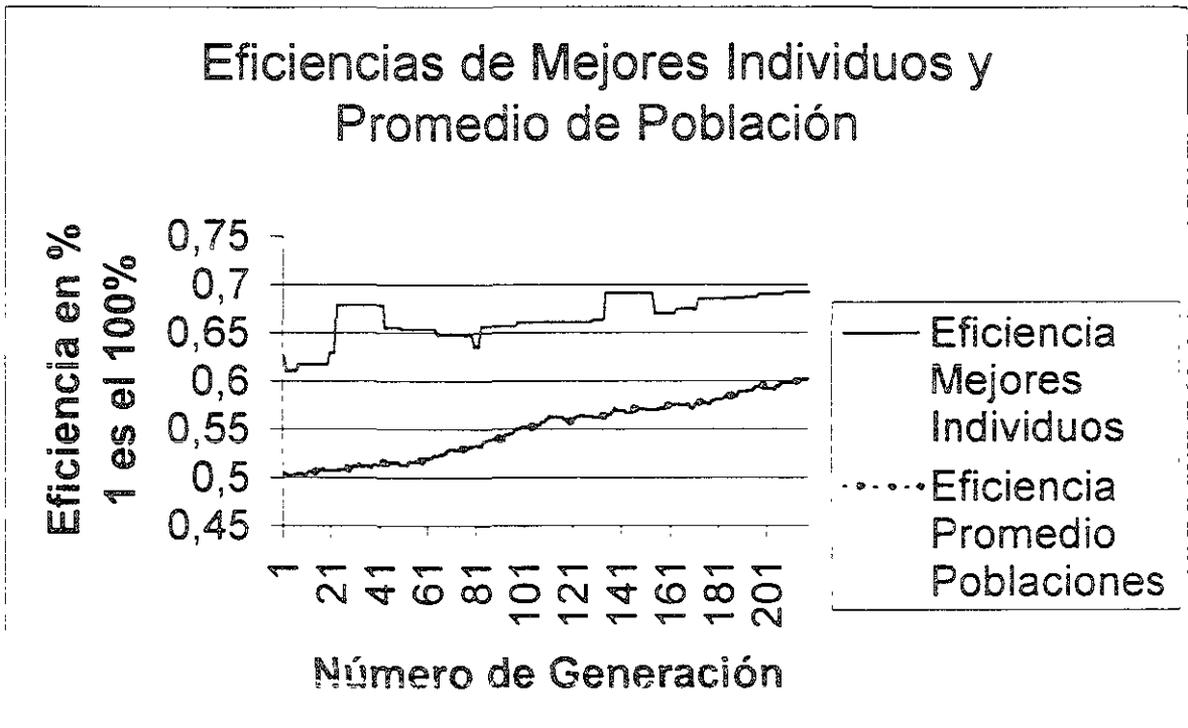
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 63.6%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias mayores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia máxima del 66%, valor con el cuál se estancó el desempeño de los mejores individuos.

La población en conjunto mostró un desempeño general con variaciones y decreciente, que partió del 50.6%, después de una serie de variaciones la eficiencia decreció hasta obtener un valor mínimo de 50%.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 13% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo aumenta hasta tener un valor de 16%.

Gráficas de experimento prb2_200_ps_5



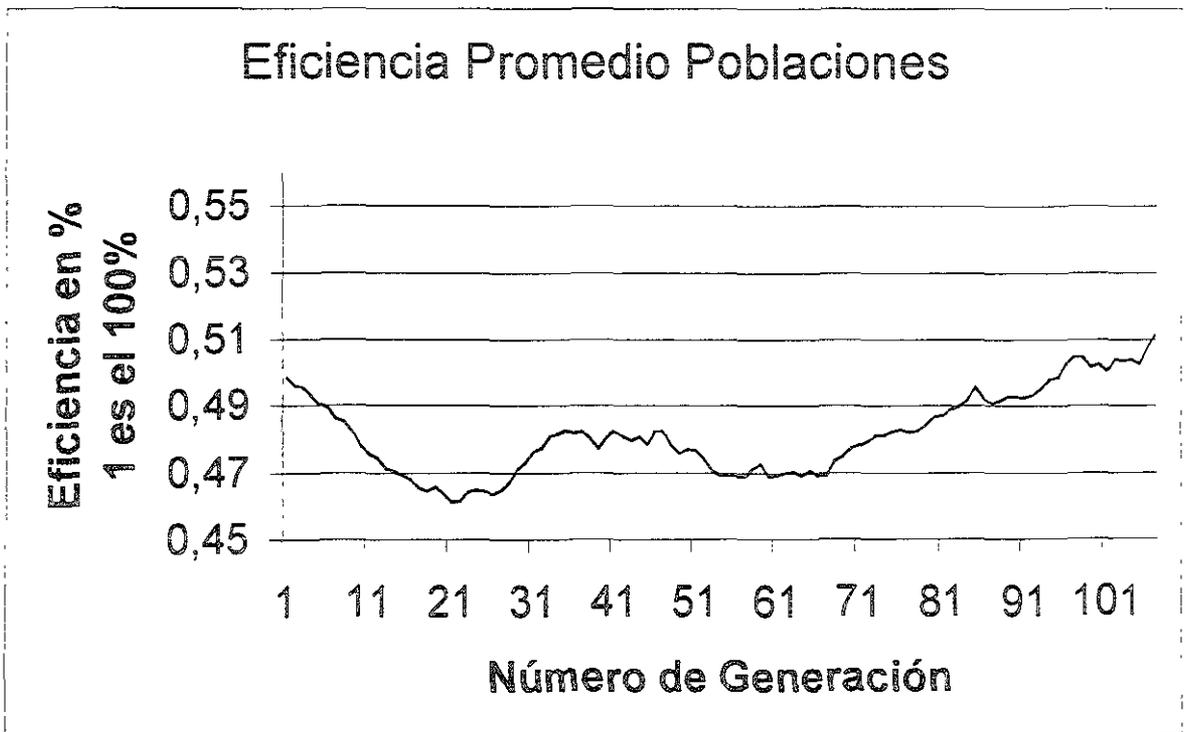
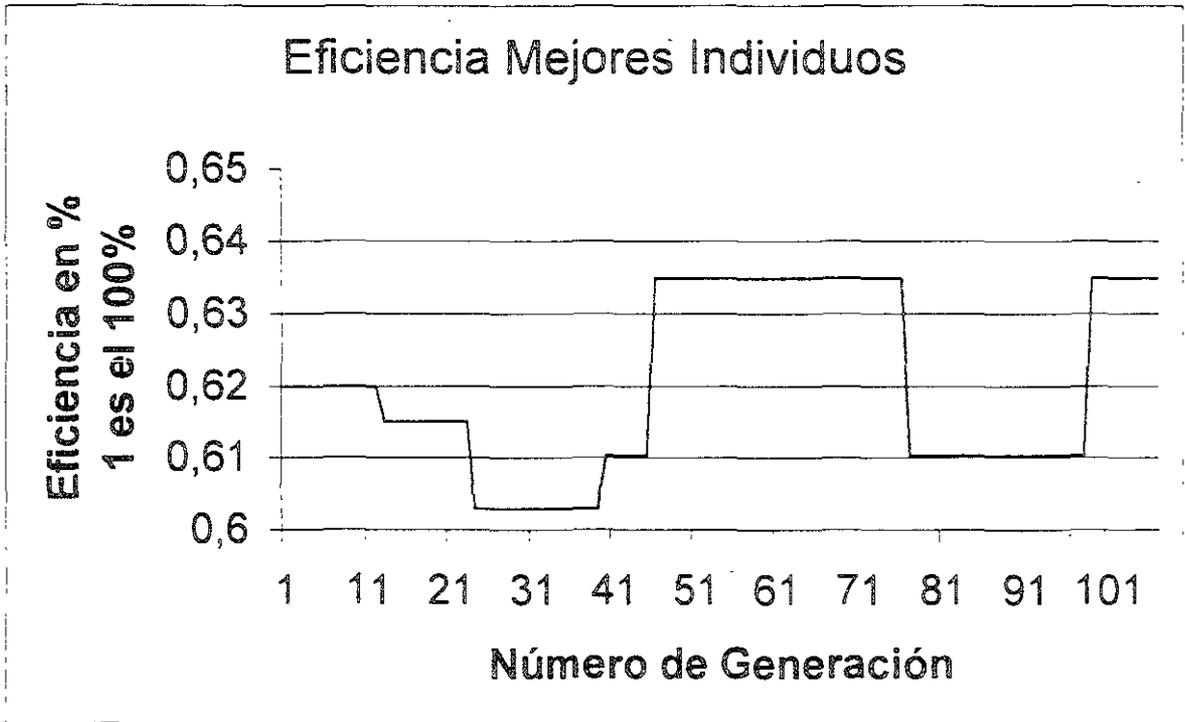


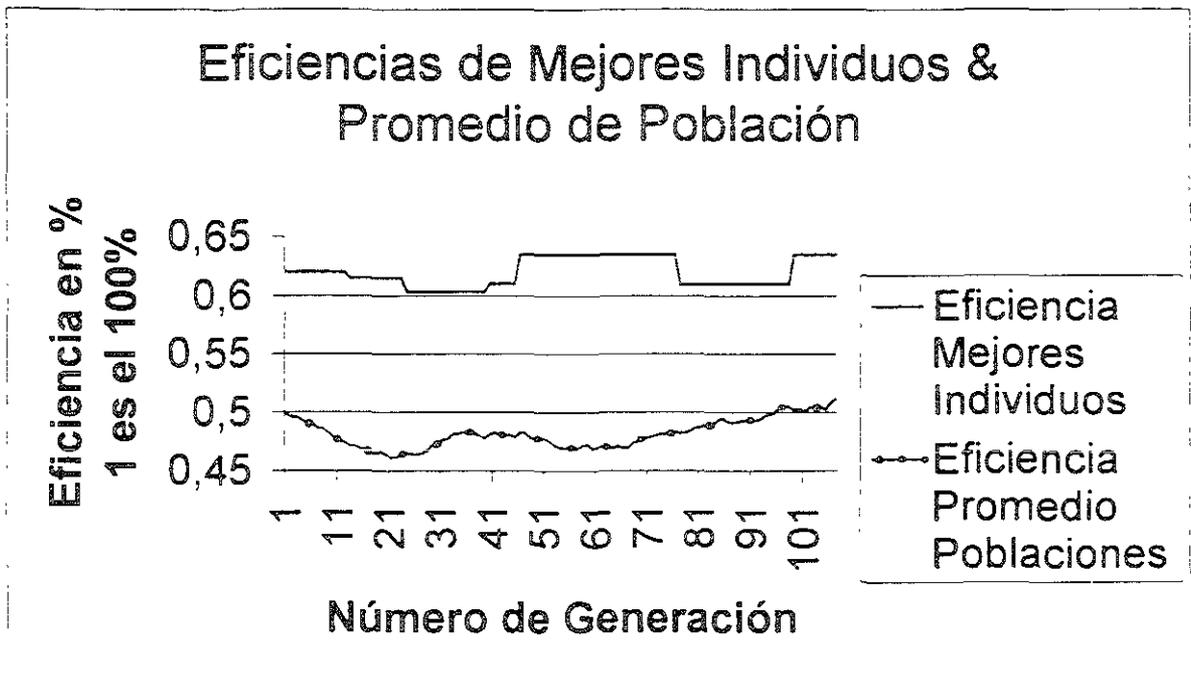
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 62.6%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias menores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia del 61.2%, valor a partir del cuál con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias mayores hasta obtener individuos con eficiencias del 69.2%, valor máximo que se alcanzó en este experimento.

La población en conjunto mostró un desempeño general creciente, con variaciones, que partió del 50.5%, posteriormente la eficiencia, creció hasta obtener un valor máximo de 60%.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 12.1% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo se mantiene aproximadamente en el mismo valor durante todo el proceso.

Gráficas de experimento prb2_200_sb_5



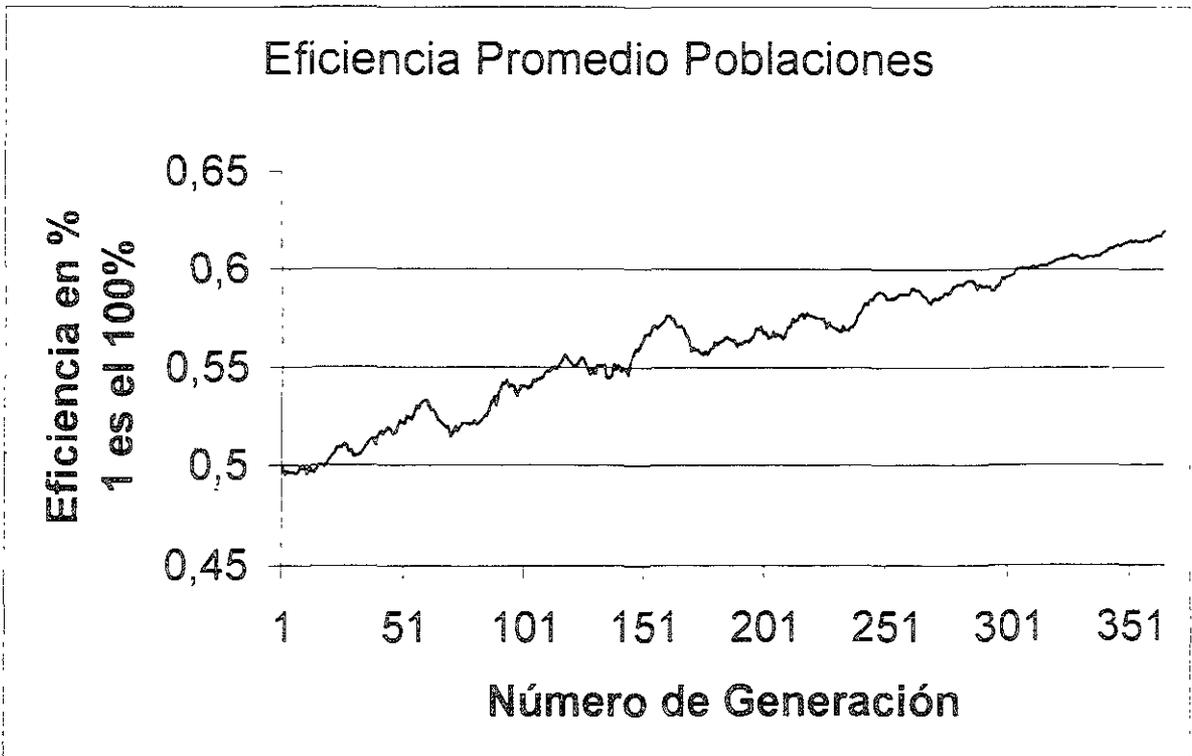
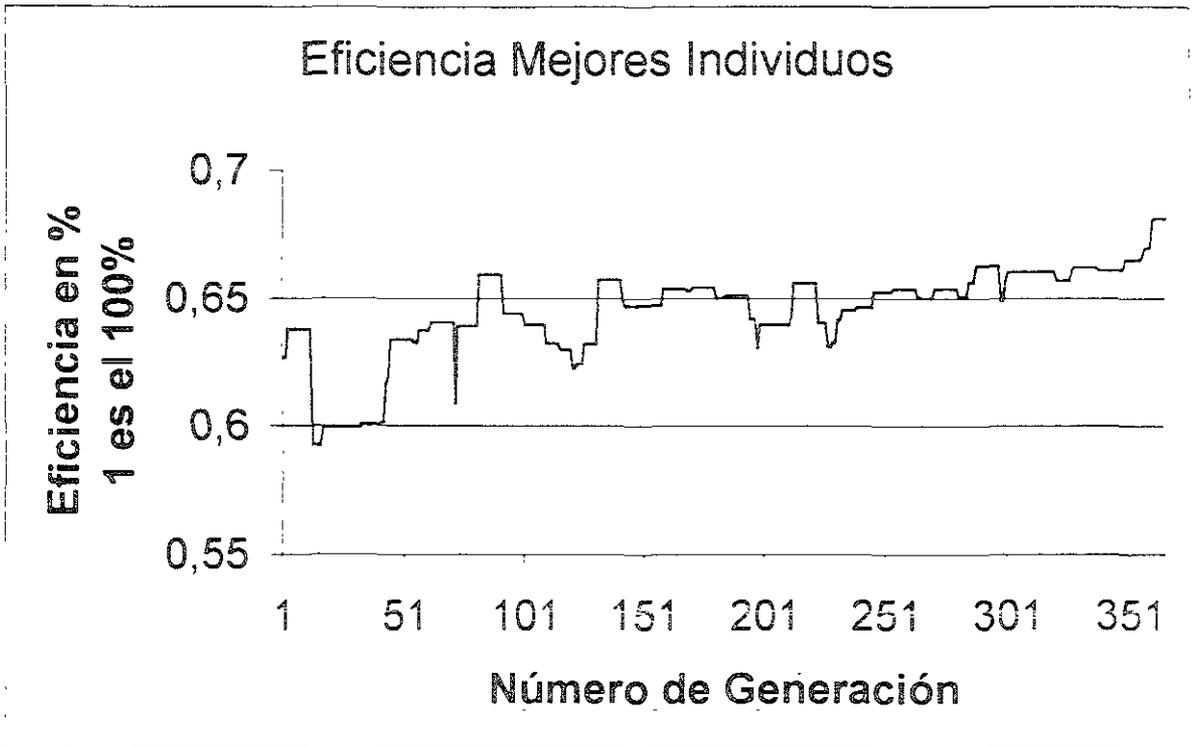


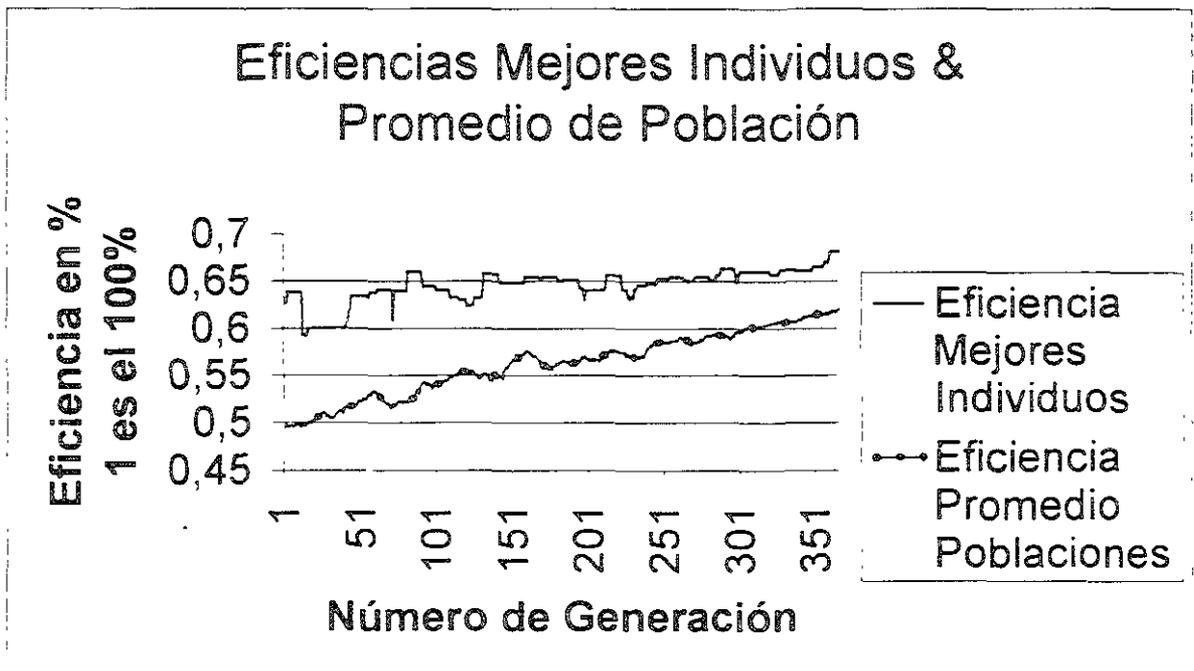
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 62%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias menores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia del 60.3%, valor a partir del cuál con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias mayores hasta obtener individuos con eficiencias del 63.5%, valor máximo que se alcanzó en este experimento.

La población en conjunto mostró un desempeño general no estable, con variaciones, que partió del 49.8%, posteriormente la eficiencia decreció hasta obtener un valor mínimo de 46.2%, valor que fue seguido por un aumento con variaciones de la eficiencia hasta obtener un valor máximo de 51%.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 12.2% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo se mantiene aproximadamente en el mismo valor durante todo el proceso, finalizando con un valor de 12.5%.

Gráficas de experimento prb3_200_pd_10



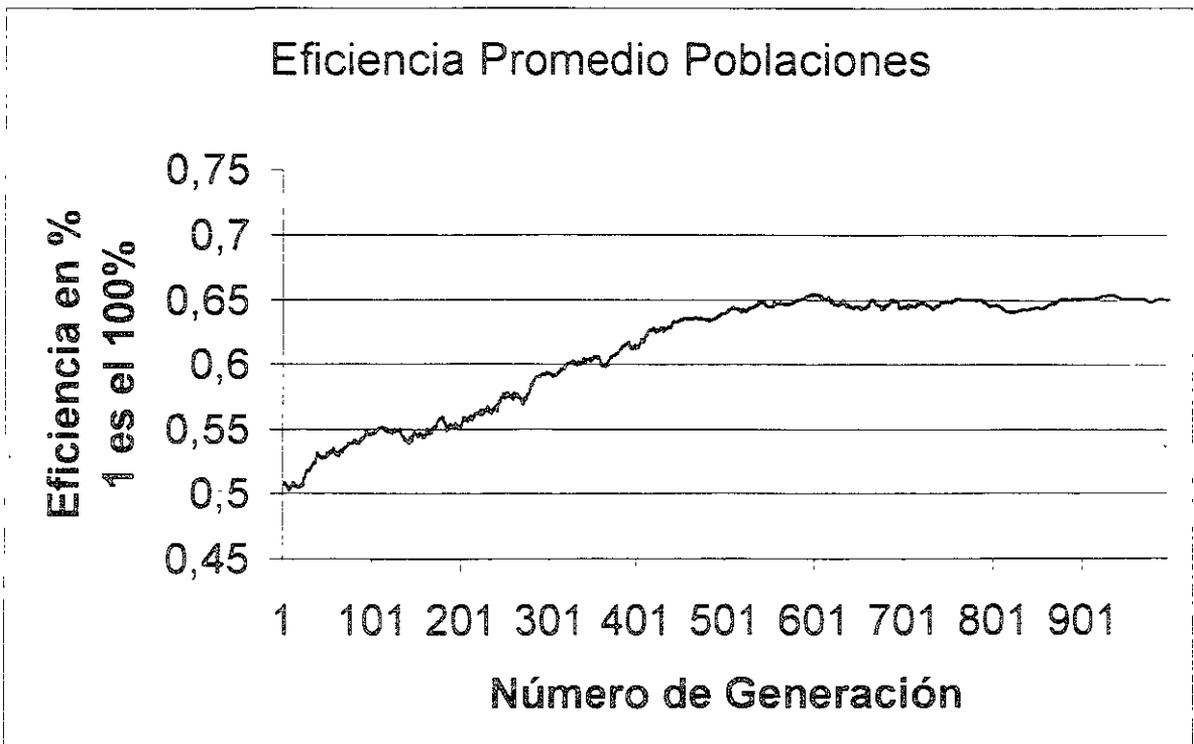
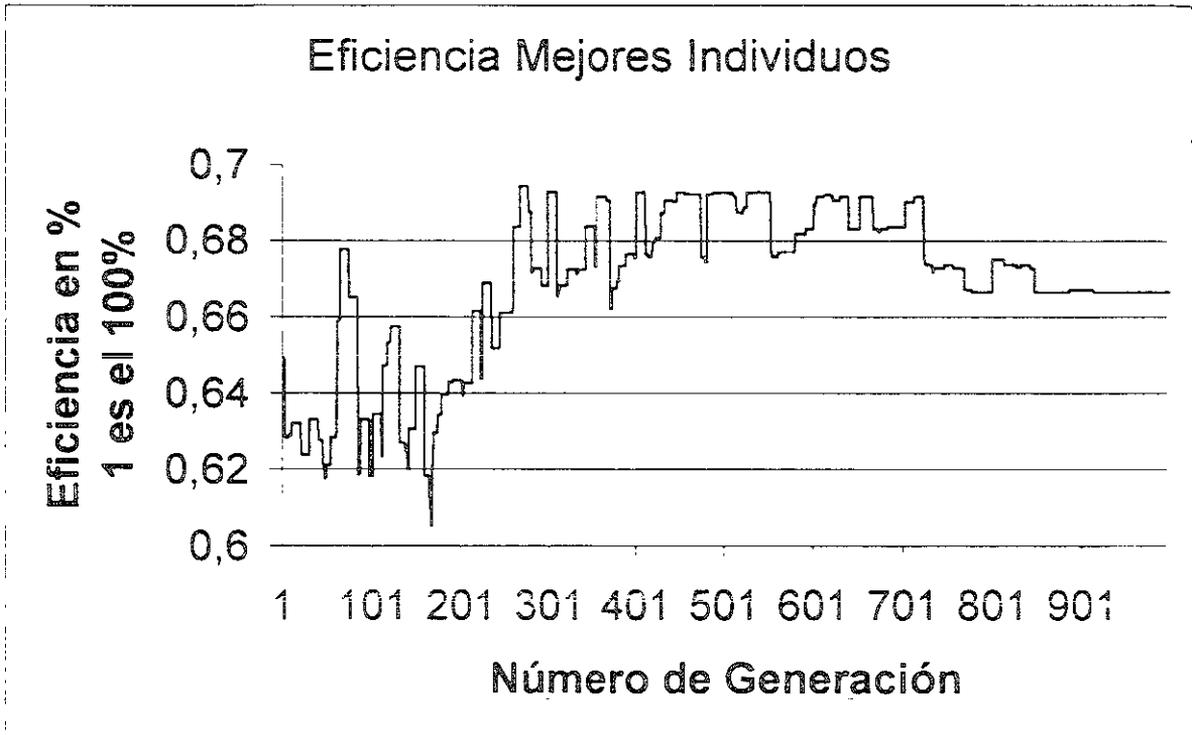


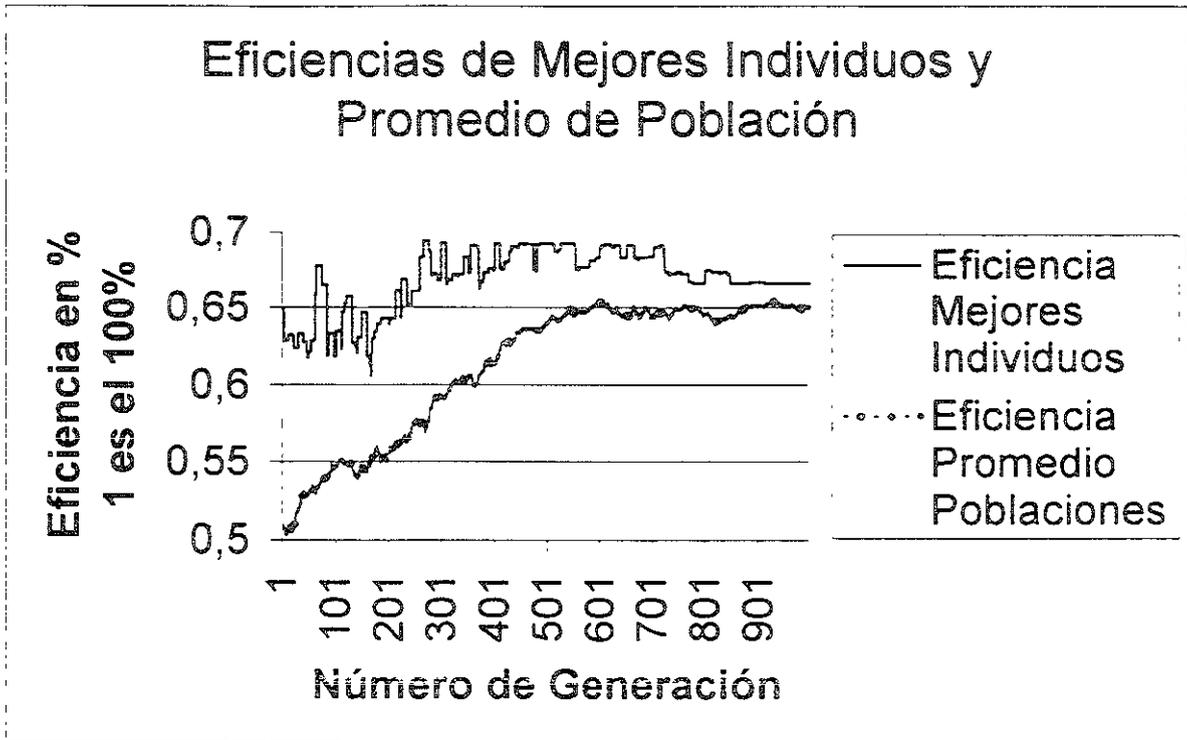
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 63%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias menores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia del 59%, valor a partir del cuál con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias mayores hasta obtener individuos con eficiencias del 68.2%, valor máximo que se alcanzó en este experimento.

La población en conjunto mostró un desempeño general creciente, con variaciones, que partió del 49.5%, posteriormente la eficiencia creció hasta obtener un valor máximo de 62%.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 13.5% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo fue disminuyendo paulatinamente durante todo el proceso, finalizando con un valor de 6.2%.

Gráficas de experimento prb3_200_ps_10



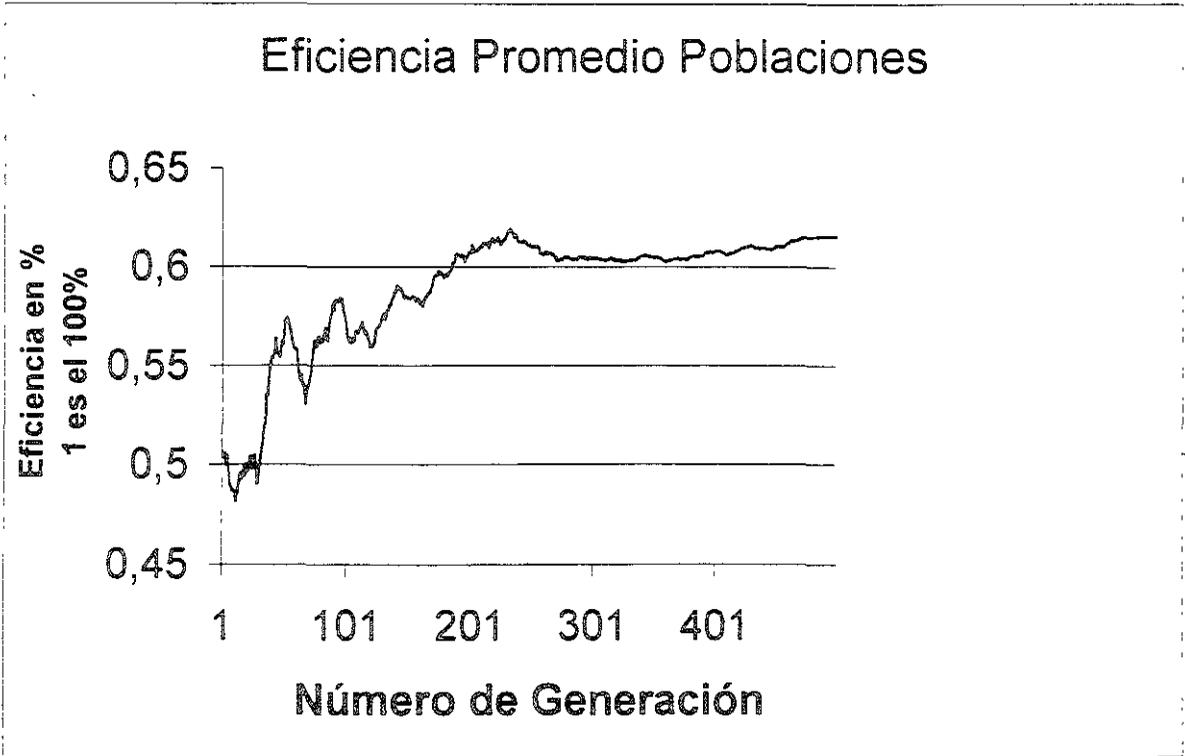
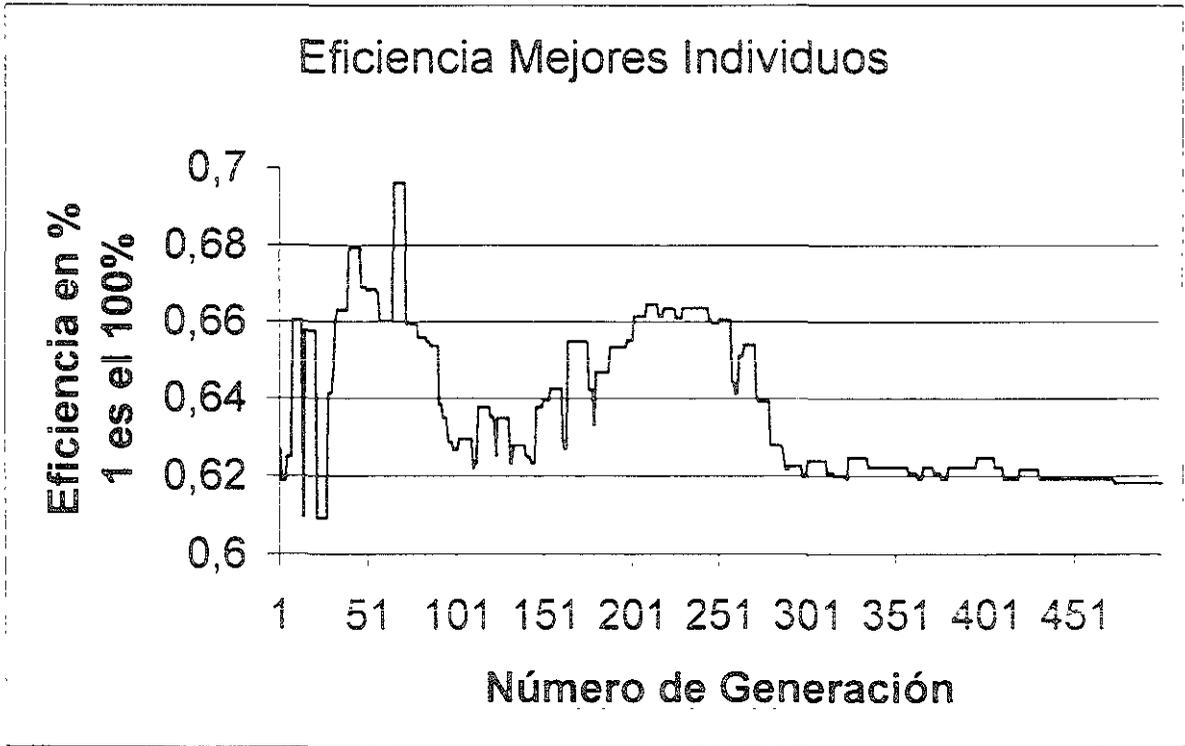


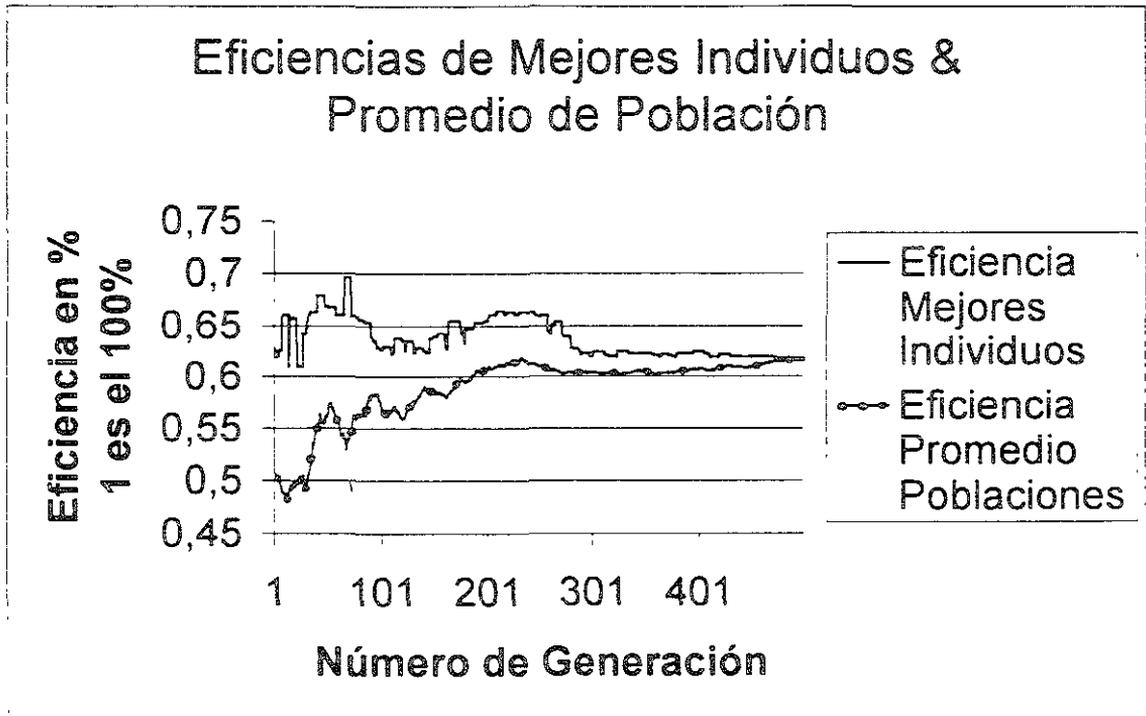
En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 65%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias menores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia mínima del 60.5%, valor a partir del cuál con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias mayores hasta obtener individuos con eficiencia máxima con valor de 69.3%, valor máximo que se alcanzó en este experimento, finalmente volvió a disminuir el desempeño hasta obtener un valor de 66.7%, valor en el cuál se estancó el proceso.

La población en conjunto mostró un desempeño general creciente, con variaciones, que partió del 50.5%, posteriormente la eficiencia creció hasta obtener un valor máximo de 65%.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 14.5% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo fue disminuyendo paulatinamente durante todo el proceso, finalizando con un valor de 1.7%.

Gráficas de experimento prb4_100_pd_15





En este experimento podemos ver que el desempeño del buscador inteligente fue bueno ya que el buscador inteligente generó inicialmente al mejor individuo con una eficiencia del 62%, posteriormente se generaron individuos con eficiencias variables, mayores y menores a la del mejor individuo inicial hasta obtener una eficiencia máxima del 69.7%, valor a partir del cuál con una serie de variaciones se generaron individuos con eficiencias menores hasta obtener individuos con eficiencias de aproximadamente el 62%, valor con el cuál se estancó el proceso.

La población en conjunto mostró un desempeño general creciente, con variaciones, que partió del 50.5%, posteriormente disminuyó el desempeño a un valor de 48%, sin embargo a partir de este valor el desempeño aumentó hasta alcanzar su valor máximo con una eficiencia de 62.5%.

Finalmente se puede ver que el desempeño individual se encuentra inicialmente un 11.5% por encima del desempeño conjunto de la población, posteriormente dicho intervalo fue disminuyendo paulatinamente durante todo el proceso, finalizando con un valor de .5%.