



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA
INGENIERÍA DE SISTEMAS – INVESTIGACIÓN DE OPERACIONES

METODOLOGÍA BASADA EN MODELOS DE SIMULACIÓN PARA EL ANÁLISIS DE
SISTEMAS COMPLEJOS (*MoSASCoM*)

TESIS
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:
DOCTOR EN INGENIERÍA

PRESENTA:
M. en I. AIDA HUERTA BARRIENTOS

TUTOR PRINCIPAL
MAYRA ELIZONDO CORTÉS, FACULTAD DE INGENIERÍA

COMITÉ TUTOR
FELIPE DE JESÚS LARA ROSANO, CCADET
IDALIA FLORES DE LA MOTA, FACULTAD DE INGENIERÍA

MÉXICO, D. F. OCTUBRE 2014



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.

JURADO ASIGNADO:

Presidente: DR. FELIPE DE JESÚS LARA ROSANO
Secretario: DRA. IDALIA FLORES DE LA MOTA
Vocal: DRA. MAYRA ELIZONDO CORTÉS
1^{er.} Suplente: DRA. KATYA RODRÍGUEZ VÁZQUEZ
2^{do.} Suplente: DR. GENARO JUÁREZ MARTÍNEZ

Lugar o lugares donde se realizó la tesis:

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO, FACULTAD DE INGENIERÍA.

TUTOR DE TESIS:

DRA. MAYRA ELIZONDO CORTÉS

FIRMA

Agradecimientos	VI
Resumen	VII
Lista de figuras	VIII
Lista de tablas	XI

INTRODUCCIÓN	1
---------------------------	---

CAPÍTULO 1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y ESTRATEGIA DE INVESTIGACIÓN

1.1. La problemática.....	5
1. 2. Planteamiento del problema.....	12
1. 3. El objeto de estudio.....	13
1.4. El objetivo general.....	13
1. 5. Preguntas de la investigación.....	13
1.6. Importancia de la investigación.....	13
1.7. La contribución de la investigación.....	15
1.8. Algunas limitaciones de la investigación.....	15
1.9. La estrategia de investigación.....	16
1.9.1. Fase 0. Estado del Arte y marco teórico de referencia.....	16
1.9.2. Fase I. Diseño y desarrollo.....	17
1.9.3. Fase II. Implementación.....	17
1.9.4. Fase III. Evaluación.....	18

CAPÍTULO 2. ESTADO DEL ARTE Y MARCO TEÓRICO DE REFERENCIA

2.1. Modelación y simulación de sistemas complejos.....	20
2.2. Enfoques de modelación y simulación de sistemas complejos.....	24
2.2.1. Modelación por descomposición y modelación por síntesis.....	24
2.2.2. Modelación de eventos discretos.....	24
2.2.3. Dinámica de sistemas.....	29
2.2.4. Modelación basada en agentes.....	34
2.2.5. Modelación híbrida.....	38
2.3. Diseño de experimentos de simulación.....	40
2.3.1. Experimentos de simulación aleatorios.....	40
2.3.2. Experimentos de simulación MonteCarlo.....	40
2.4. Documentación de modelos de simulación.....	42
2.4.1. Protocolo ODD de documentación de modelos de simulación.....	42
2.4.2. Protocolo CoODD de documentación de modelos de simulación.....	48
2.4.3. Protocolo TRACE de documentación de modelos de simulación.....	49
2.4.4. Protocolo ODdox de documentación de modelos de simulación.....	51
2.5. Software de simulación.....	53
2.6. Marco teórico de referencia.....	55

CAPÍTULO 3. METODOLOGÍA BASADA EN MODELOS DE SIMULACIÓN PARA EL ANÁLISIS DE SISTEMAS COMPLEJOS (*MoSASCoM*)

3.1. Formulación de la metodología <i>MoSASCoM</i>	59
3.1.1. Desarrollo del modelo (<i>DEMO</i>).....	62
3.1.2. Simulación del modelo (<i>SIMO</i>).....	63
3.1.3. Análisis del modelo de simulación(<i>AMSI</i>).....	64
3.1.4. Documentación del modelo de simulación(<i>DOMSI</i>).....	65
3.2. Evaluación de la metodología <i>MoSASCoM</i>	66

CAPÍTULO 4. ESTUDIOS DE CASO DE APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA *MoSASCoM*

4.1 Estudio de caso-el puerto marítimo de Salerno.....	68
4.1.1 Aplicación de la metodología <i>MoSASCoM</i>	70
4.1.1.1 <i>Pregunta base</i>	71
4.1.1.2 <i>Desarrollo del modelo, DEMO</i>	71
4.1.1.3 <i>La simulación del modelo, SIMO</i>	73
4.1.1.4 <i>El análisis del modelo de simulación, AMSI</i>	76
4.1.1.5 <i>La documentación del modelo de simulación, DOMSI</i>	82

4.2 Estudio de caso-un centro de distribución.....	86
4.2.1 La aplicación de la metodología <i>MoSASCoM</i>	88
4.2.1.1 <i>Pregunta base</i>	88
4.2.1.2 <i>El desarrollo del modelo, DEMO</i>	82
4.2.1.3 <i>La simulación del modelo, SIMO</i>	92
4.2.1.4 <i>El análisis del modelo de simulación, AMSI</i>	96
4.2.1.5 <i>La documentación del modelo de simulación, DOMSI</i>	108
CAPÍTULO 5. EVALUACIÓN DE LA METODOLOGÍA <i>MoSASCoM</i>	
5.1 Evaluación de la metodología <i>MoSASCoM</i>	119
5.1.1 Comparación con otras metodologías de modelación y simulación de sistemas complejos.....	119
5.1.2 Evaluación de los indicadores de desempeño.....	124
5.1.3 Medidas correctivas.....	134
CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN.....	135
BIBLIOGRAFÍA.....	140

Agradecimientos

A Dios, por darme el Don de la Vida y permitirme llegar a esta meta profesional.

A mis padres, por todo su apoyo moral y económico durante mis estudios en general y en particular en los correspondientes a los de doctorado, en México y en Italia.

A Dra. Mayra Elizondo, por haber aceptado ser mi tutora de doctorado, por haber depositado su confianza en mí en estos últimos cuatro años en México y en Italia, pero sobre todo por su paciencia infinita al escuchar mis distintas propuestas de trabajo de doctorado.

A Dr. Felipe Lara-Rosano, por todo su conocimiento científico transmitido, por guiarme en el camino de la investigación científica y por su confianza en mis trabajos académicos propuestos.

A Dra. Idalia Flores, por apoyarme en uno de los momentos más difíciles durante mis estudios de doctorado al aceptar ser miembro de mi Comité Tutor.

A Dra. Katya Rodríguez, por haber aceptado ser miembro del jurado, por su paciencia en la revisión de mi trabajo de tesis y por sus valiosos comentarios para la mejora del mismo.

A Dr. Genaro Juárez, por haber aceptado ser miembro del jurado, por ser un amigo y gran apoyo moral, y por sus aportaciones académicas a mi trabajo de tesis.

Mi especial agradecimiento a los Cinco Miembros del Jurado por sus comentarios y sugerencias acerca de mi trabajo académico doctoral. En especial, este trabajo de tesis es el resultado de todas sus contribuciones.

A Dr. Ricardo Aceves, por apoyarme durante el primer año de mis estudios de doctorado como miembro del Comité Tutor y haber escuchado y validado la propuesta inicial del trabajo de tesis.

A Prof. Francesco, Prof. Massimo, Letizia, Stefano e i ragazzi italiani, grazie mille per tutto, per la accoglienza all'Italia, per la vostra amicizia, per la vostra collaborazione professionale e per essere buone persone con me.

A César Martín, por su confianza, el reencuentro y las grandes ideas que podrían materializarse.

A Susana Ramírez, por apoyarme en la tramitación ante CONACYT de mis estancias de investigación, sin su valiosa ayuda no hubiera sido posible realizar las estancias en Italia.

A Marypaz Munguía, por apoyarme en la tramitación de la obtención del grado a doctor ante la Coordinación de Posgrado de la Facultad de Ingeniería.

A Rita, por ser una amiga, por todos los momentos que compartimos en los últimos cuatro años. Por su valiosa compañía en los momentos difíciles.

A Florecita, por ser una amiga y haber depositado su confianza en mí al invitarme a impartir asignaturas en la FES Aragón, UNAM.

A la Coordinación de Posgrado de la Facultad de Ingeniería, por el apoyo económico que me brindó para presentar mis trabajos académicos en conferencias internacionales.

A CONACYT, por haberme otorgado el apoyo económico durante mis estudios de doctorado en México y en Italia.

Resumen

Los retos que plantea el siglo XXI como son los avances tecnológicos en el campo de la computación, los fenómenos de post-industrialización y la globalización, han presentado consecuencias en la sociedad actual que por las dimensiones de sus problemáticas sociales no pueden resolverse utilizando las herramientas tradicionales de la ciencia sino más bien, mediante las herramientas que ofrece el enfoque de los sistemas complejos y de la modelación y simulación. El uso de distintos enfoques de modelación para el desarrollo de modelos fue propuesto desde hace una década. Sin embargo, no existe una metodología que guíe su aplicación. En respuesta a lo anterior, en esta tesis doctoral se presenta el diseño, desarrollo, implementación y evaluación de una nueva metodología basada en **modelos de simulación para el análisis de sistemas complejos (MoSASCoM)**. Esta metodología sirve para indicar la forma y el orden en qué deben utilizarse los diferentes enfoques de modelación para analizar las propiedades emergentes más probables debido a ciertas condiciones iniciales de los sistemas complejos. Se describen las cinco etapas de la metodología: pregunta base, desarrollo del modelo (*DEMO*), simulación del modelo (*SIMO*), análisis del modelo (*AMSI*) y documentación del modelo (*DOMSI*). Se presenta la implementación de la metodología *MoSASCoM* en dos estudios de caso. En el primer estudio de caso, desarrollamos un modelo de simulación que sirve como apoyo en la toma de decisiones operativas (horarios de llegadas/salidas de las naves, secuencia de descarga/carga de vehículos y tráileres a las naves, gestiones administrativas, etc.) del *Operador Grimaldi™* en el puerto de Salerno, Italia. En el segundo estudio de caso, desarrollamos un modelo de simulación para apoyar la toma de decisiones de *ACT-Operations Research™* con relación al diseño de un nuevo centro de distribución para supermercados minoristas (habilitación de pasillos, ubicación de productos, prioridad de transporte, horarios de trabajo, dirección de tráfico de vehículos automáticos, etc.). A partir de los resultados obtenidos, visualizamos y presentamos algunas líneas de investigación que consideramos son promisorias en el análisis de sistemas complejos y que quedan abiertas a la investigación a partir de esta tesis. Sugerimos esta metodología como una herramienta poderosa para el apoyo en la toma de decisiones de organizaciones, académicos, y practicantes de la simulación de sistemas complejos y de la Investigación de Operaciones.

Abstract

Global challenges in the 21st century as technological advances in computation field, post-industrialization and globalization phenomena have presented social and economic consequences in our actual society that cannot be solved by traditional approaches of science but rather by the complex systems approach, supported by modeling and simulation. The use of a variety of modeling and simulation approaches was proposed one decade ago. However, still lacks a methodological framework to guide the modeling and simulation process using different approaches. In response, this doctoral thesis presents the design, development, implementation and test of a novel five stages simulation modeling methodology to analyze complex systems named *MoSASCoM*. This methodology is useful for indicating how and in what order to use different simulation approaches in order to analyze the most probably emergent properties of complex systems due to certain initial conditions. Here we describe the base question, model development (*DEMO*), model simulation (*SIMO*), model analysis (*AMSI*) and model documentation (*DOMSI*) stages. We tested the methodology based on two case-studies. In the first case study we used the methodology to support the making decision of Grimaldi logistic operations in Salerno seaport, Italy. In the second one, we used the *MoSASCoM* methodology to support the making decision of *ACT-Operations Research™* to modeling a new distribution center. We suggest *MoSASCoM* methodology as a powerful modeling and simulation tool for supporting decision-making process of organizations, academics and complex systems simulation practitioners.

Lista de figuras

	Página
Figura 1. Temas abordados en la tesis doctoral.....	4
Figura 2. Tipos de problemas.....	6
Figura 3. Perspectivas de modelación y simulación de sistemas complejos.....	11
Figura 4. Mapa conceptual de la problemática.....	12
Figura 5. Elementos integrativos de la importancia de la investigación doctoral.....	14
Figura 6. Fases de la estrategia de investigación.....	16
Figura 7. Actividades de la Fase 0.....	17
Figura 8. Actividades de la Fase I.....	17
Figura 9. Actividades de la Fase II.....	18
Figura 10. Actividades de la Fase III.....	18
Figura 11. Tareas fundamentales del ciclo de modelación de sistemas complejos.....	22
Figura 12. Relación entre el nivel de abstracción de un modelo y la información contenida.....	23
Figura 13. Enfoques de modelación por descomposición y por síntesis.....	24
Figura 14. Eventos, actividades y procesos en <i>DES</i>	25
Figura 15. El costo como función de la confianza del modelo.....	27
Figura 16. Distribución porcentual de las técnicas de V&V.....	27
Figura 17. El atractor en un sistema.....	30
Figura 18. El repulsor en un sistema.....	30
Figura 19. Elementos de un modelo de Dinámica de Sistemas.....	31
Figura 20. Técnicas de validación de modelos de Dinámica de Sistemas.....	32
Figura 21. Tipologías de marcos metodológicos de la modelación basada en agentes; A) de cascada; B) evolutivo e incremental, C) de transformación, D) de espiral y E) Cíclica y recursiva.....	36
Figura 22. Conducción de experimentos Monte Carlo mediante MINITAB™.....	42
Figura 23. Uso de los elementos de la Perspectiva general del protocolo <i>ODD</i>	47
Figura 24. Uso de los elementos de los Conceptos de diseño del protocolo <i>ODD</i>	47
Figura 25. Uso de los elementos de los Detalles del protocolo <i>ODD</i>	48
Figura 26. Elementos del protocolo <i>TRACE</i>	50
Figura 27. Página principal de la aplicación del protocolo <i>ODdox</i>	52
Figura 28. Criterios para seleccionar un software de simulación.....	54
Figura 29. Marco teórico de referencia.....	56
Figura 30. Disciplinas del conocimiento que dan soporte al marco teórico.....	57
Figura 31. Principios básicos de la metodología <i>MoSASCoM</i>	59
Figura 32. Etapas y recursividad de la metodología <i>MoSASCoM</i>	60
Figura 33. Generación de conocimiento para el análisis de las propiedades macroscópicas emergentes e interrelaciones entre los elementos constituyentes de sistemas complejos.....	61
Figura 34. Las cinco etapas <i>DEMO</i>	62
Figura 35. Conceptos de la etapa <i>SIMO</i>	63
Figura 36. Algunos escenarios de simulación en la etapa <i>AMSI</i>	64
Figura 37. Documentación de los modelos de simulación.....	65
Figura 38. El Puerto Marítimo de Salerno.....	68
Figura 39. El Puerto Marítimo de Salerno desde el punto de vista sistémico.....	69
Figura 40. El Sistema, el supra sistema y el entorno.....	70
Figura 41. Etapa <i>DEMO</i> de la metodología <i>MoSASCoM</i>	71
Figura 42. Plano del Puerto marítimo de Salerno.....	72

Figura 43. Algunas operaciones logísticas en el puerto de Salerno.....	72
Figura 44. Flujo de operaciones de entrada y salida de las naves.....	73
Figura 45. Arquitectura <i>ANYLOGIC</i> TM	73
Figura 46. Integración de la metodología MoSASCoM con la arquitectura <i>ANYLOGIC</i> TM , bases de datos y software de edición.....	74
Figura 47. Interfaz de animación.....	75
Figura 48. Interfaz de estadísticos.....	75
Figura 49. Curva <i>MSPe</i>	76
Figura 50. Efectos de primer orden para el tiempo total de una nave.....	78
Figura 51. Análisis de varianza del tiempo total de una nave en el puerto de Salerno.....	80
Figura 52. Distribución de probabilidad correspondientes a los parámetros de entrada: X_1 (a), X_2 (b), X_3 (c), y X_4 (d), respectivamente.....	81
Figura 53. Distribución de probabilidad correspondiente al tiempo medio más probable que permanecen las naves del operador Grimaldi en el puerto.....	80
Figura 54. Diferentes tipos de naves (modelo lógico).....	83
Figura 55. Estocasticidad. a) Tiempo entre llegadas de las naves RoRo/Pax, b) Tiempo de servicio de las naves RoRo/Pax.....	84
Figura 56. Datos colectados por el modelo de simulación.....	85
Figura 57. Submodelos.....	85
Figura 58. Un centro de distribución desde el punto de vista sistémico.....	87
Figura 59. Plano del centro de distribución.....	89
Figura 60. Fuentes de datos del modelo del centro de distribución.....	89
Figura 61. Operaciones logísticas en un centro de distribución semiautomático.....	90
Figura 62. Flujo de operaciones en un centro de distribución semiautomático.....	91
Figura 63. Visualización de objetos en a) dos y b) tres dimensiones en <i>SIMIO</i> TM	92
Figura 64. Plantilla de un proyecto <i>SIMIO</i> TM	93
Figura 65. Ventana <i>Facility</i> en <i>SIMIO</i> TM	93
Figura 66. Ventana <i>Processes</i> en <i>SIMIO</i> TM	94
Figura 67. Ventana <i>Definitions</i> en <i>SIMIO</i> TM	94
Figura 68. Ventana <i>Data</i> en <i>SIMIO</i> TM	95
Figura 69. Ventana <i>Results</i> en <i>SIMIO</i> TM	95
Figura 70. Integración de la metodología MoSASCoM con la arquitectura <i>SIMIO</i> TM , bases de datos y software de edición.....	96
Figura 71. Análisis del número de réplicas de simulación para diferentes operadores: a) Operador 1, b) Operador 3, c) Operador 7 y d) Operador 9.....	97
Figura 71. Resultados del análisis de sensibilidad.....	98
Figura 73. ANOVA del tiempo que permanecen ocupados los operadores.....	99
Figura 74. ANOVA del tiempo de transporte de los vehículos automáticos.....	99
Figura 75. ANOVA del tiempo que permanecen desocupados los vehículos automáticos.....	100
Figura 76. Distribución de probabilidad correspondientes a los parámetros de entrada: X_1 (a), X_2 (b), X_3 (c), y X_4 (d), respectivamente.....	102
Figura 77. Distribución de probabilidad correspondiente al tiempo que están ocupados los operadores.....	103
Figura 78. Distribución de probabilidad correspondientes a los parámetros de entrada: X_1 (a), X_2 (b), X_3 (c), y X_4 (d), respectivamente.....	104
Figura 79. Distribución de probabilidad correspondiente al tiempo que permanecen ocupados los vehículos automáticos en el centro de distribución.....	105

Figura 80. Distribución de probabilidad correspondientes a los parámetros de entrada: X_1 (a), X_2 (b), X_3 (c), y X_4 (d), respectivamente.....	106
Figura 81. Distribución de probabilidad correspondiente al tiempo que permanecen desocupados los vehículos automáticos en el centro de distribución.....	107
Figura 82. Interfaz de usuario para la asignación de nuevos valores en las variables de estado.....	109
Figura 83. Distribución de las listas de clientes.....	110
Figura 84. Ventanas de plataformas en SIMIO.....	112
Figura 85. Datos contenidos en la tabla <i>STORAGE_LOCATIONS</i> en SIMIO.....	113
Figura 86. Datos contenidos en la tabla <i>NODES</i> en SIMIO.....	114
Figura 87. Datos contenidos en la tabla <i>INPUT_DISPLAY</i> en SIMIO.....	114
Figura 88. Datos contenidos en la tabla <i>CLUSTER</i> en SIMIO.....	115
Figura 89. Datos contenidos en la tabla <i>Matches</i> en SIMIO.....	115
Figura 90. Datos contenidos en la tabla <i>CL_SCL_OP</i> en SIMIO.....	116
Figura 91. Compilador <i>Trace Model</i> en SIMIO.....	116
Figura 92. Experimentos de simulación aleatorios conducidos en SIMIO.....	117
Figura 93. Soporte de la metodología <i>MoSASCoM</i> al proceso epistemológico para conocer una realidad compleja.....	122
Figura 94. Interrelaciones de la metodología <i>MoSASCoM</i> con el monitoreo de sus etapas.....	124

Lista de tablas

	Página
Tabla 1. Algunas medidas de la complejidad de un sistema.....	7
Tabla 2. Marcos metodológicos en simulación de eventos discretos.....	26
Tabla 3. Técnicas de validación y verificación DES.....	28
Tabla 4. Marcos metodológicos de la Dinámica de Sistemas.....	31
Tabla 5. Marcos metodológicos de la modelación basada en agentes.....	35
Tabla 6. Técnicas de V&V de la modelación basada en agentes.....	37
Tabla 7. Diferencias conceptuales, técnicas y prácticas entre los enfoques <i>DES</i> , <i>SD</i> y <i>ABMS</i>	39
Tabla 8. Elementos del protocolo <i>ODD</i>	43
Tabla 9. Modelos de simulación basados en agentes e individuos documentados mediante el protocolo <i>ODD</i>	44
Tabla 10. Elementos del protocolo <i>CoODD</i>	49
Tabla 11. Elementos del protocolo <i>TRACE</i>	50
Tabla 12. Protocolos de documentación de modelos de simulación.....	52
Tabla 13. Software de simulación <i>DES</i> , <i>SD</i> y <i>ABMS</i>	53
Tabla 14. Intervalo de confianza 99.75%.....	77
Tabla 15. Parámetros del diseño experimental 2^4	77
Tabla 16. Residuales del diseño experimental 2^4	79
Tabla 17. Distribución del tiempo de las actividades de consolidación.....	86
Tabla 18. Escenarios para el análisis de sensibilidad.....	97
Tabla 19. Parámetros de diseño experimental 2^4	98
Tabla 20. Parámetros de diseño experimental 2^4	117
Tabla 21. Diferencias conceptuales, técnicas y prácticas entre los enfoques <i>DES</i> , <i>SD</i> , <i>ABMS</i> y <i>MoSASCoM</i>	123

INTRODUCCIÓN

“Considero que el próximo siglo será el siglo de la complejidad”.

Stephen Hawking (2000)

Los retos que plantea el siglo XXI como son: los avances tecnológicos en el campo de la computación, los fenómenos de post-industrialización y la globalización (interacción entre sí de más de 7000 millones de personas), han presentado consecuencias en la sociedad actual que por las dimensiones de sus problemáticas sociales no pueden resolverse utilizando las herramientas tradicionales de la ciencia, las cuales están basadas en el *enfoque reduccionista* de la física. Lo anterior debido a que este enfoque descompone las problemáticas en sus partes, las analiza tomando en cuenta únicamente las variables más relevantes y después extrapola los resultados para entender su comportamiento global. Ciertamente en el pasado, en contextos muy específicos, el enfoque reduccionista de la física tuvo mucho éxito y permitió grandes logros y el avance científico y tecnológico que conocemos en nuestros días. Sin embargo, este enfoque ya no es suficiente para las organizaciones, los clientes principales de la *Investigación de Operaciones (I.deO.)*, que día tras día responden a situaciones impredecibles que cambian con el tiempo, compuestas por *sistemas complejos de problemas* (Ackoff, 2010) constituidos por un gran número de elementos con interacciones entre sí de naturaleza no lineal. Por tanto, lo que se necesita, es practicar la colaboración interdisciplinaria¹ y utilizar las herramientas de la ciencia moderna, las cuales están basadas en un nuevo *paradigma*² (Kuhn, 1962), denominado el *paradigma de los sistemas complejos* (Kauffman, 1995; Lara-Rosano, 2011; Wolfram, 2002) cuyo marco metodológico se fundamenta en las *ciencias de la complejidad*³ (Byrne, 1998; Luhmann, 1995). En la aplicación del paradigma de los sistemas complejos, la característica más importante de estudio son las *propiedades emergentes* de los sistemas complejos (Boccaro, 2004), debidas a un proceso de auto-organización. Dichas propiedades emergentes no pueden ser determinadas por métodos o modelos analíticos (Byrne, 1998), sino más bien utilizando la simulación, herramienta experimental imprescindible en la ciencia moderna.

¹ Interdisciplina comprende los modelos, leyes, categorías, técnicas, etc., provenientes de disciplinas científicas diferentes, que se mezclen entre sí para promover un conocimiento nuevo, un producto que resulte diferente de lo que existía en las disciplinas que contribuyeron a configurarlo (Follari, 2013).

² Un paradigma como modelo o patrón aceptado (Kuhn, 2007).

³ Se reconoce a Ilya Prigogine y a Philip W. Anderson como los pioneros de lo que a día de hoy conocemos como *ciencias de la complejidad* (Álvarez-Buylla y Frank, 2013).

Algunas de las técnicas y de los enfoques de simulación que ya han sido utilizados para el estudio de estas propiedades de los sistemas complejos son: *Autómatas celulares* (Martínez *et al.*, 2012), *vida artificial*, *inteligencia artificial*, *redes neuronales*, *redes complejas*, *redes de Petri*, *redes del mundo real*, *algoritmos genéticos*, *programación evolutiva* (Martínez, 2011), *simulación de eventos discretos*, *dinámica de sistemas* y *modelos basados en agentes*. Sin embargo, el uso particular de una sola de estas técnicas o enfoques, es semejante a investigar a un sistema complejo a través de un único instrumento. Esto debido principalmente a que el alcance de estudio de cada uno de estos enfoques de simulación se centra solamente en algunos aspectos de los sistemas complejos, obteniendo como resultado una visión limitada de los mismos (Mingers & Brocklesby, 1997).

Específicamente, en esta tesis estudiamos los marcos metodológicos relativos a los enfoques de dinámica de sistemas (Forrester, 1961; Forrester, 1980; Forrester, 1994; Sterman, 2000), simulación de eventos discretos (Kiviat, 1963; Lakner, 1962; Tocker & Owen, 1960; Zaigler, 1976; Nance, 1987; Balci, 1994; Banks, 1998; Sargent, 1996; Robinson, 2004), y modelación basada en agentes (Iglesias *et al.*, 1997; Wooldridge *et al.*, 2000; Juan *et al.*, 2002; Paadgham y Winikoff, 2002; DeLoach *et al.*, 2001; Wagner, 2003; Sturm *et al.*, 2003; Lind, 2002; Gómez-Sanz y Pavón, 2003; Bresciani *et al.*, 2001; Brazier *et al.*, 2002; Giunchiglia *et al.*, 2002; Grimm *et al.*, 2005; Topping *et al.*, 2010).

Cada uno de estos enfoques de modelación y simulación posee diversos marcos metodológicos que han sido propuestos a lo largo de las últimas décadas por varios autores. También presentan distintos ciclos de modelación, mediante los cuales es posible desarrollar modelos de simulación de un sistema bajo un enfoque específico (Benjamin, Erraguntla, Denle & Mayer, 1998). La perspectiva acerca de los sistemas complejos, que manejan los diversos enfoques de simulación varía de uno a otro. Por ejemplo, en el caso de la simulación de eventos discretos y de la dinámica de sistemas, el desarrollo de un modelo de simulación se lleva a cabo por medio de la descomposición, por lo que, únicamente es posible conocer los fenómenos colectivos de un sistema a nivel macro o global. Mientras que, en el caso de la modelación basada en agentes, el desarrollo de un modelo de simulación se lleva a cabo por medio de la síntesis, y únicamente se pueden entender las reglas de interacción, entre sus elementos constituyentes, a nivel micro o local. En la simulación de eventos discretos como en la dinámica de sistemas, la definición de una escala de espacio no es crucial mientras que en la modelación basada en agentes sí lo es. Además, la escala de tiempo en la simulación de eventos discretos y en la modelación basada en agentes varía de forma discreta mientras que en el enfoque de dinámica de sistemas la variación es de forma continua. En este sentido, si realmente deseamos entender el comportamiento de los sistemas complejos inmersos en nuestro mundo real, es necesario estudiarlos a distintas escalas tanto en el tiempo (Jerry Sabloff, 2012) como en el espacio. Lo anterior debido a que en cada escala de tiempo y espacio, se presentan comportamientos colectivos nuevos que no se presentan ni en una escala superior ni en una inferior.

En décadas anteriores, fue de interés práctico comparar los distintos enfoques de modelación basada en simulación (Sweetser, 1999; Brailsford & Hilton, 2000; Morecroft & Robinson, 2006; Chahal & Eldabi, 2008; Tako & Robinson, 2009; Brito & Botter, 2011). También se intentó combinarlos (Bennet, 1985; Mingers & Brocklesby, 1997; Schultz & Hatch, 1996). Recientemente, autores como Helal & Rabelo (2004), Rabelo, Helal, Jones & Min (2005) y Robinson (2005), sugirieron que los enfoques de modelación basados en simulación, al menos eventos discretos y dinámica de sistemas, podían complementarse uno al otro, ofreciendo así las herramientas necesarias para la construcción de nuevos

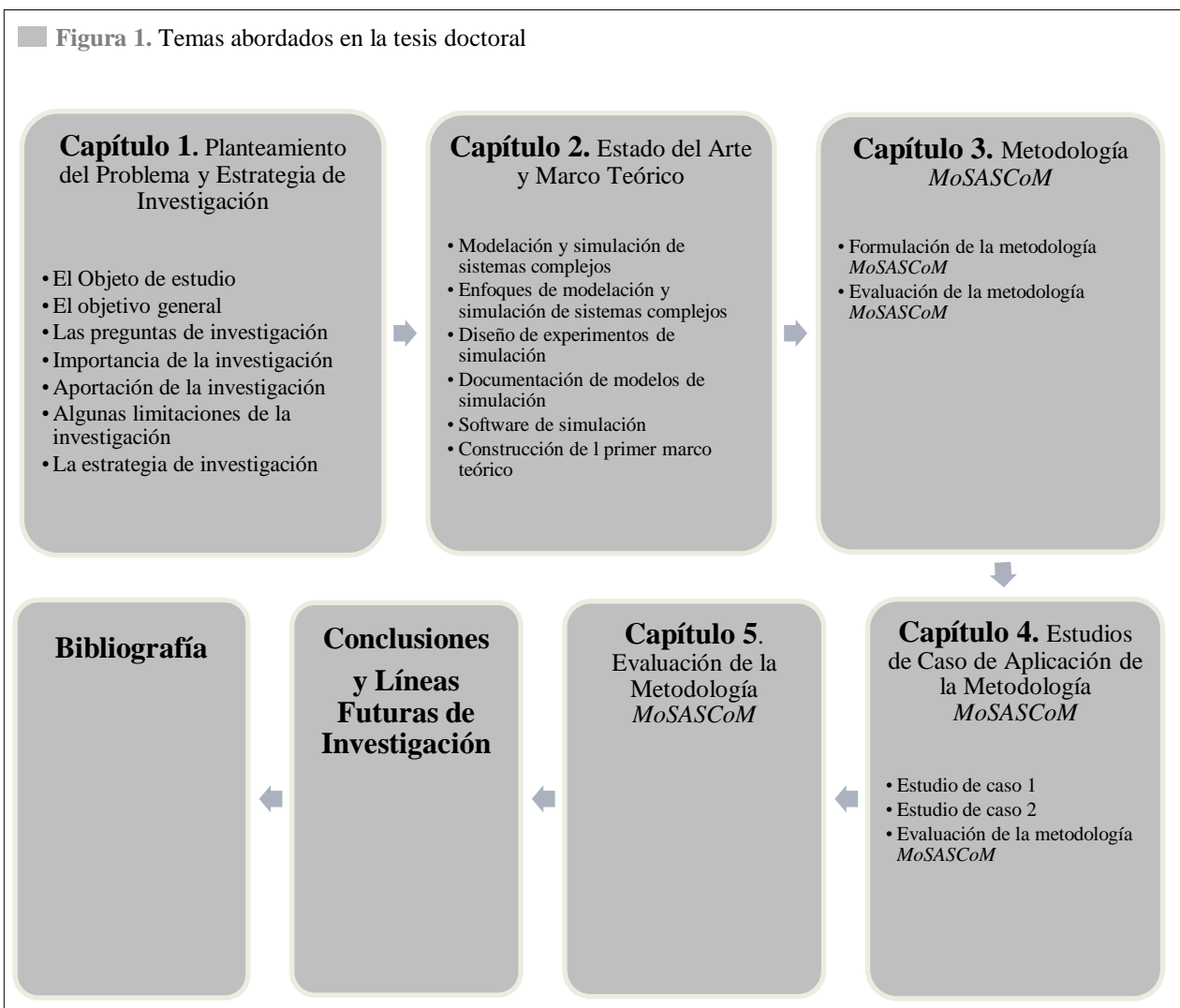
paradigmas de simulación necesarios para enfrentar los retos que plantean los sistemas complejos modernos (Brito & Botter, 2011). No obstante, en su propuesta los autores no especificaron la forma en que dichos enfoques de modelación deben utilizarse (Morgan, Howick & Belton, 2011). Por lo que podemos decir que actualmente no existe un marco metodológico que guíe explícitamente el uso de los distintos enfoques de modelación basada en simulación para el análisis de sistemas complejos.

Motivados por las limitaciones metodológicas existentes, proponemos que para enfrentar con éxito los retos que plantea el estudio de los sistemas complejos, y específicamente el estudio de sus propiedades emergentes, se deben desarrollar modelos de simulación de sistemas complejos con base en más de un enfoque de modelación, para estudiar a los sistemas complejos en su totalidad, describiendo a nivel global sus fenómenos colectivos, entendiendo a nivel local las reglas de interacción entre sus elementos, analizando probabilísticamente sus propiedades emergentes debidas al proceso de auto-organización y llegando a conocer mejor sus distintos aspectos. Sugerimos también el desarrollo de modelos de simulación a diferentes escalas en tiempo y espacio y hacer un mayor énfasis en los procedimientos de documentación, validación y verificación de los modelos. En síntesis, recomendamos que entre más variedad de enfoques de modelación se utilicen en el desarrollo de modelos de simulación, dichos modelos serán más pertinentes en el estudio de sistemas complejos caracterizados por la variedad de sus elementos y las interrelaciones entre ellos. Todo lo anterior, bajo un nuevo marco metodológico que indique cómo utilizar los diferentes enfoques de modelación y simulación, y cuya fortaleza se deriva precisamente del uso de la variedad de dichos enfoques. En esta dirección, desarrollamos la presente tesis cuyo objetivo es:

Diseñar, desarrollar, implementar y evaluar un marco metodológico basado en modelos de simulación para el análisis de sistemas complejos (MoSASCoM), cíclico y recursivo, constituido por cinco etapas perfectamente definidas, con base en el marco teórico de modelación de sistemas complejos, para analizar las propiedades emergentes más probables debido a ciertas condiciones iniciales, que soporte el desarrollo de modelos de simulación con características más cercanas a aquellas del sistema complejo real reduciendo la incertidumbre inherente, y que sirva de apoyo a la toma de decisiones de organizaciones, académicos, y practicantes de la simulación y de la I.deO., quienes en la práctica de su profesión responden día con día ante situaciones cada vez más problemáticas y complejas.

Esta tesis se organiza en 5 capítulos. En el Capítulo 1, planteamos la problemática y describimos el problema que se resolvió con la investigación doctoral. Además, presentamos el objetivo general y las preguntas de investigación. También, describimos la contribución que se hace al campo de conocimiento científico de la Ingeniería de Sistemas y de la disciplina de *I.deO.*, con base en los resultados obtenidos en la investigación doctoral. Revisamos la estrategia de investigación que se siguió para solucionar el problema planteado. El Capítulo 2 lo dedicamos a la revisión del estado del arte acerca de los diferentes enfoques de modelación y simulación de sistemas complejos, del diseño de experimentos de simulación, de la documentación de modelos de simulación y del software de simulación. Como resultado, construimos y presentamos el marco teórico de referencia que guió la investigación doctoral. El Capítulo 3 lo dedicamos a presentar la **Metodología basada en Modelos de Simulación para el Análisis de Sistemas Complejos (MoSASCoM)**, formulando las cinco etapas de la metodología y describiendo cada una de ellas. También presentamos los indicadores de desempeño propuestos para evaluarla. En el Capítulo 4 describimos la aplicación de la metodología *MoSASCoM* a dos estudios de caso, llevados a cabo en

conjunto con equipos de investigación pertenecientes a la *Università della Calabria* (Italia) y a la *Università di Roma La Sapienza* (Italia). Cabe señalar que por cuestiones relativas al tiempo del proyecto, únicamente fue posible realizar dos estudios de caso. Más sin embargo, como una línea futura de investigación aplicada se plantea la realización de otros adicionales. En el Capítulo 5 evaluamos la metodología con base en los resultados obtenidos en los dos estudios de caso descritos en el Capítulo 4 y proponemos medidas correctivas. Al final, subrayamos las conclusiones teóricas-metodológicas de la investigación doctoral e indicamos algunas líneas futuras de investigación que consideramos son promisorias en el análisis de sistemas complejos y que quedan abiertas a la investigación a partir de esta tesis. Presentamos también la bibliografía utilizada en la investigación doctoral y en los distintos trabajos académicos desarrollados como parte del plan de trabajo académico (ver la figura 1). Cabe señalar que esta tesis está siguiendo el estilo editorial de la American Psychological Association (APA).



Fuente: Elaboración propia.

Aida Huerta Barrientos
Ciudad Universitaria, 2014

CAPÍTULO 1

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y ESTRATEGIA DE INVESTIGACIÓN

Los problemas se extraen de la experiencia por análisis. No experimentamos problemas individuales sino sistemas complejos de estos que están en estrecha interacción.

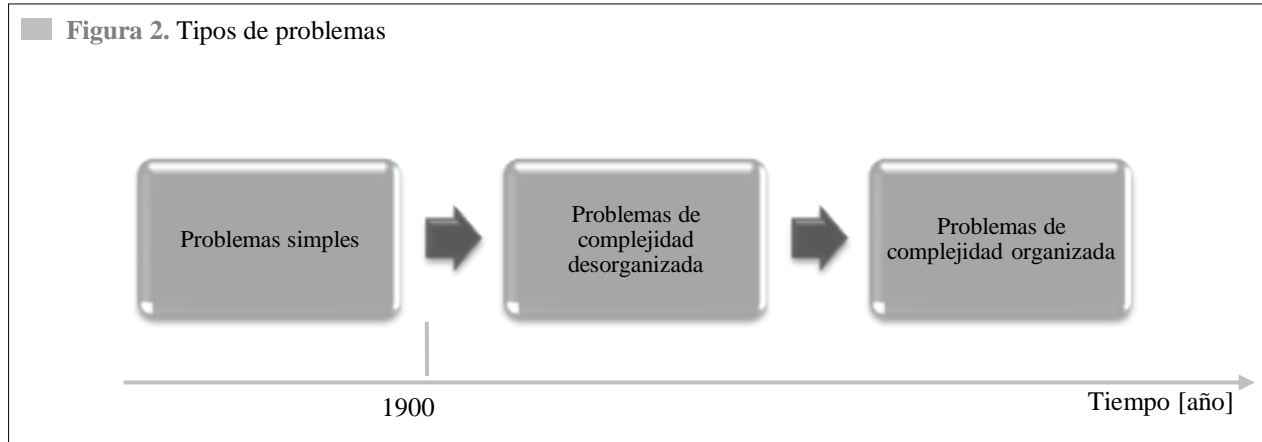
Russell L. Ackoff (2010)

En este capítulo, planteamos la problemática y describimos el problema que se resolvió con la investigación doctoral. Además, presentamos el objetivo general y las preguntas de investigación. También, describimos la contribución que se hace al campo de conocimiento científico de la Ingeniería de Sistemas y de la disciplina de *I.deO.*, con base en los resultados obtenidos en la investigación doctoral. Revisamos la estrategia de investigación que se siguió para solucionar el problema planteado.

1.1. La problemática

1.1.1 Ciencias de la complejidad

No existe una única ciencia de la complejidad, sino más bien, varias ciencias de la complejidad derivadas de las distintas perspectivas del concepto de *complejidad* (Mitchell, 2009). Pero, ¿qué entendemos por complejidad? Como antecedente, iniciaremos explicando que en el período de 1946-1956, un grupo de destacados científicos provenientes de diferentes campos como *Ross Ashby, Heinz von Foerster, Kurt Lewin, Margaret Mead, John von Neuman, Arturo Rosenblueth, Norbert Wiener, Claude Shannon, Talcott Parsons*, entre otros, realizaron reuniones académicas denominadas Macy Conferences, teniendo lugar en Nueva York (Martínez, G. J., 2011). El propósito que perseguían los científicos con estas conferencias era establecer los fundamentos de una ciencia general en el trabajo de la mente humana. Fue así como llevaron a cabo los primeros estudios interdisciplinarios en la *Teoría de Sistemas, la Cibernética y las Ciencias Cognitivas*. Este hecho marcó la base de lo que en adelante se conoció como *ciencias de la complejidad*. De forma paralela, surgió la primera clasificación acerca de la complejidad, adjudicada a Warren Weaver por su artículo *Science and complexity*, el cual fue publicado después de la Segunda Guerra Mundial, en 1948. Este artículo estuvo influenciado directamente por la *I.deO.*, y por las primeras computadoras desarrolladas y utilizadas en esta guerra. Desde el punto de vista de la Física, Weaver (1948) en su artículo distinguió tres tipos de problemas (ver la figura 2). Así, Weaver sostenía que antes del año 1900 la Física estuvo muy concentrada en resolver problemas de dos variables a los cuales identificó como *problemas simples* (Weaver, 1948).



Fuente: Elaboración propia con base en Weaver (1948).

Posteriormente, la física se enfrentó con problemas de billones de variables, los cuales abordó mediante poderosas técnicas pertenecientes a la teoría de probabilidad y la mecánica estadística (Weaver, 1948). A tales problemas Weaver en su artículo los identificó como *problemas de complejidad desorganizada*, ya que el comportamiento de sus numerosas variables se desconocía, sin embargo, el sistema concebido como un todo poseía cierto orden permitiendo analizar sus propiedades. Weaver en su mismo artículo adicionó a los dos tipos de problemas anteriormente descritos, aquellos de *complejidad organizada*, caracterizados por un número considerable de factores interrelacionados en un todo.

Por otra parte, a finales de siglo XX, Kauffman (1993) definió la complejidad como el “*número de restricciones en conflicto*” en un sistema. Un año más tarde, Morin (1994) indicó que “*la complejidad era el tejido de eventos, acciones, interacciones, retroacciones, determinaciones, y azares, que constituían nuestro mundo fenoménico*”. Cuatro años después, Cilliers (1998) subrayó que “*la complejidad no se localizaba en un sitio específico de un sistema, sino que era el resultado de la interacción entre los componentes del propio sistema y se manifestaba al nivel del mismo*”.

Aunado a lo anterior, a lo largo de los últimos años la complejidad ha demandado que en la investigación lo que se considera verdadero debe explicarse teniendo en cuenta los factores más relevantes y sus interrelaciones y no se debe generalizar con base en aspectos aislados (Caballero, 2008).

1.1.2 Medidas de la complejidad

Gracias al trabajo exhaustivo de varios investigadores contemporáneos como Adamatzky y Bull (2009) y Lloyd (2001), se han recopilado algunas medidas de la complejidad de un sistema en algunos campos de la ciencia. En su trabajo, Adamatzky y Bull calculan la complejidad evolutiva con base en el número de evaluaciones necesarias para que una compuerta lógica evolucione en un medio no lineal. Por otro lado, en su trabajo Lloyd recolectó algunas medidas de complejidad y las presentó en forma de lista (ver la tabla 1). Lloyd agrupó tales medidas con base en la respuesta a las siguientes tres preguntas: *¿Qué tan difícil es describir un sistema?* *¿Qué tan difícil es crear un sistema?* y *¿Cuál es el grado de organización de un sistema?*

■ **Tabla 1.** Algunas medidas de la complejidad de un sistema

Descripción (bits)	Creación	Organización
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Información ▪ Entropía ▪ Complejidad algorítmica ▪ Longitud de descripción mínima ▪ Información de Fisher ▪ Entropía de Renyi ▪ Longitud de código (Huffman, Shannon-Fano, corrección de errores, Hamming) ▪ Información de Chernoff ▪ Dimensión ▪ Dimensión fractal ▪ Complejidad de Lempel-Ziv 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Complejidad computacional ▪ Complejidad computacional (tiempo) ▪ Complejidad computacional (espacio) ▪ Complejidad basada en la información ▪ Profundidad lógica ▪ Profundidad termodinámica ▪ Costo ▪ Criptografía 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Complejidad efectiva <ul style="list-style-type: none"> • Entropía • Complejidad estocástica • Sofisticación • Complejidad efectiva • Complejidad verdadera • Dimensiones máquina épsilon • Información condicional • Información condicional algorítmica • Esquema • Complejidad ideal • Complejidad jerárquica • Diversidad del árbol de subgráficas • Complejidad homogénea • Complejidad gramatical ▪ Información mutua <ul style="list-style-type: none"> • Información mutua algorítmica • Capacidad de canal • Correlación • Información almacenada • Organización

Fuente: Elaboración propia con base en Lloyd (2001).

1.1.3 El enfoque de los sistemas complejos

El *enfoque de los sistemas complejos*⁴, cuyo marco metodológico se fundamenta en las ciencias de la complejidad, considera subsistemas abiertos interactuando con su ambiente, procesos de energía e información no reversibles, estados dinámicos de entidades y subsistemas lejos del equilibrio así como el análisis teleológico⁵, en el caso de subsistemas humanos y sociales (Lara-Rosano, 2012). En este enfoque se indica que los fenómenos no son el resultado de una cadena causa-efecto en la que el resultado puede ser proporcional y predecible únicamente con el conocimiento de las partes, sino más bien, que los sistemas se comportan de manera no lineal (Caballero, 2008). Es así que el enfoque de los sistemas complejos apoya el desarrollo de nuestras habilidades necesarias para enfrentar *situaciones problemáticas y complejas*, a fin de que seamos capaces de cambiarlas holísticamente.

Aunque bien es cierto que se ha propuesto un gran número de definiciones de un *sistema complejo* desde distintos campos de la ciencia como es la biología, la física, la sociología, y la economía, tampoco existe una definición formal precisa aceptada por la comunidad científica. En términos generales, dichas propuestas coinciden en definir a un sistema complejo como un *sistema compuesto por elementos interrelacionados que generan información y cuyas operaciones se basan en reglas simples. A partir de las interrelaciones de sus elementos, se generan propiedades nuevas o bien comportamientos colectivos a diversas escalas.* A lo anterior, añadimos que un sistema complejo es cada vez más complejo a medida que las acciones humanas son consideradas explícitamente.

⁴ Álvarez-Buylla y Frank (2013), reconocen las aportaciones del filósofo F. Hayek (1978) e Ilya Prigogine (1997) al desarrollo del enfoque de sistemas complejos

⁵ La perspectiva teleológica se orienta a los resultados (Ackoff, 2010).

Enseguida citamos algunas conceptualizaciones de un sistema complejo propuestas por eminentes especialistas nacionales e internacionales de las ciencias de la complejidad⁶.



Un sistema complejo es un sistema con grandes redes de componentes sin control central y reglas simples de operación entre sus componentes las cuales originan un entorno colectivo, procesamiento sofisticado de información y adaptación por medio del aprendizaje y la evolución (Mitchell, 2009).



Un sistema complejo, desde el punto de vista operacional, emerge cuando una operación de cierto tipo inicia y es capaz de conectarse con otras operaciones del mismo tipo para producir más operaciones del mismo tipo (Luhmann, 2012).

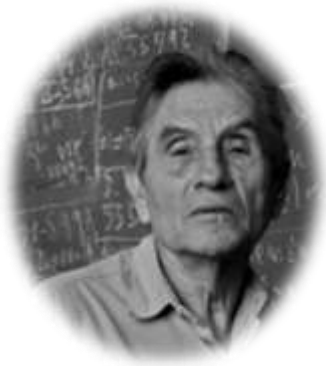


Un sistema complejo es una estructura jerárquica de entidades compuestas por subsistemas interrelacionados a varios niveles. Cada uno de estos subsistemas está compuesto por subsistemas interrelacionados a nivel inferior, y así sucesivamente. Las interrelaciones a todos los niveles son no lineales y dinámicas y muchas veces circulares, llamadas retroalimentaciones (Lara-Rosano, 2012).



Un sistema complejo es un grupo u organización que es construido desde la interacción de muchos elementos primitivos. En tales sistemas, las partes individuales (conocidos como componentes), y la interacción entre ellos, frecuentemente conducen a comportamientos en gran escala, que no son fáciles de predecir desde un conocimiento dado de sus componentes individuales, tal efecto de este comportamiento es llamado emergente (Martínez, 2013).

⁶ Los investigadores citados pertenecen a centros muy destacados dedicados al estudio de las ciencias de la Complejidad como son el New England Complex System Institute, Santa Fe Institute, Centro de Ciencias de la Complejidad UNAM, Centro de Sistemas Complejos IPN, entre otros.



Existen sistemas, tanto en la naturaleza como en la sociedad, en que hay muchos entes, y se relacionan entre sí de modos diferentes. Son heterogéneos tanto en el tipo de componentes como en las leyes. En estos sistemas hay conflictos dinámicos porque hay muchas cantidades, que no son independientes, pero tampoco son iguales. En ellos hay elementos que son generales, pero también los hay particulares. Ese tipo de sistemas son los que estudia la ciencia de la complejidad (Germinal Cocho Gil, 2013).



Un sistema complejo está compuesto generalmente por partes interconectadas o entrelazadas, cuyas interacciones implican comportamientos que generan información adicional, usualmente oculta al observador. Como resultado de las interacciones de sus elementos, surgen propiedades nuevas (denominadas emergentes) que no pueden explicarse a partir de las propiedades de los elementos aislados (Álvarez-Buylla & Frank, 2013).



Un sistema complejo consiste de diversos elementos interactuando de forma tal que el comportamiento del sistema es difícil deducir a partir del comportamiento de sus partes. Esto ocurre cuando existen muchas partes y/o cuando existen muchas interacciones entre las partes (Gershenson, 2007).



Es complejo aquello que no puede resumirse en una palabra maestra, aquello que no puede sustraerse a una ley, aquello que no puede reducirse a una idea simple. Lo complejo no puede resumirse en el término de complejidad, sustraerse a una ley de complejidad, reducirse a la idea de complejidad (Morin, 1994).

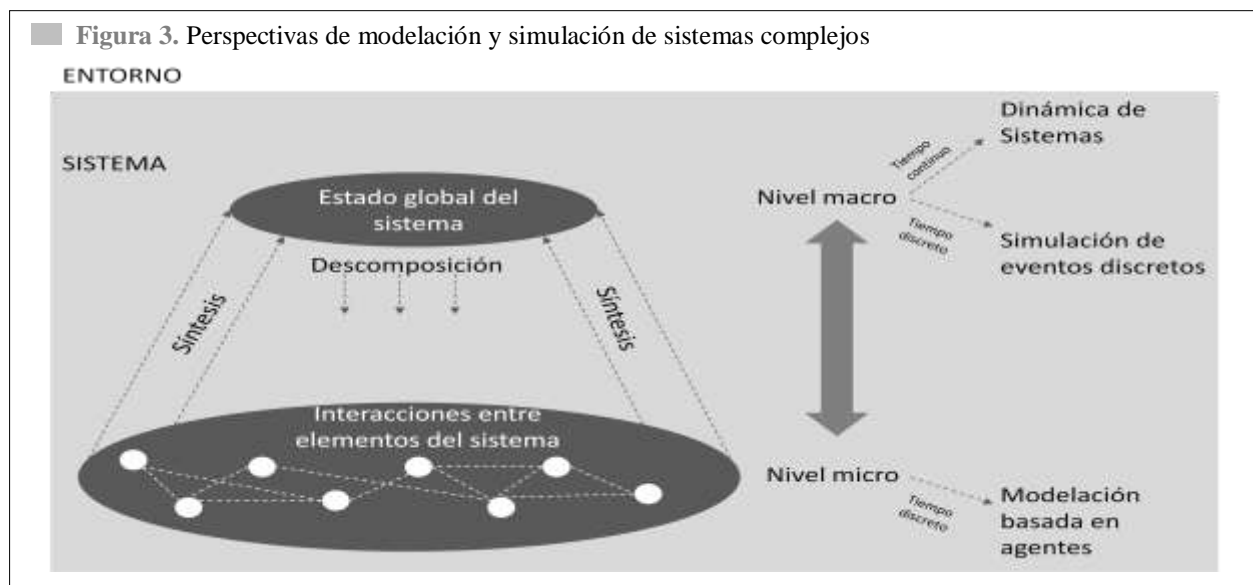
En términos generales, los sistemas complejos se caracterizan en función de sus propios objetivos y metas (Ackoff, 1974). Además, los sistemas complejos son *autopoiéticos* (Matus, 1980), es decir, que sus propias operaciones determinan su estado presente, el cual se utiliza como punto de partida para sus operaciones siguientes, y así sucesivamente, hasta alcanzar sus metas y objetivos (Luhmann, 2012). También, un sistema complejo produce continuamente sus propios elementos con base en su estructura. Pero, dado que los sistemas complejos son *auto-organizativos*, sus operaciones internas quedan determinadas por su propia estructura. Cabe señalar que tanto la *autopoiésis* como la *auto-organización* se derivan de la cerradura operacional de un sistema complejo con el entorno (Luhmann, 2012). Entonces, un sistema complejo puede ser por un lado, cerrado operativamente con el entorno, y por otro lado, y al mismo tiempo, el sistema puede ser abierto con el entorno para la importación/exportación de energía e información. Es de notar que tanto la energía como la información provenientes del entorno son las que estimulan la estructura de los sistemas complejos.

1.1.4 Simulación de sistemas complejos

Como se indicó, la característica más común de estudio en los sistemas complejos son sus *propiedades emergentes* (Boccaro, 2004), debidas a la auto-organización de sus elementos. Las propiedades emergentes no pueden ser determinadas por métodos o modelos analíticos (Byrne, 1998), sino más bien utilizando la simulación, la cual ya ha sido reconocida en los últimos años como una herramienta experimental imprescindible en la ciencia moderna. Entre algunas de las técnicas y de los enfoques de simulación que ya han sido utilizados para el estudio de las propiedades emergentes de los sistemas complejos encontramos: simulación de eventos discretos, dinámica de sistemas y modelos basados en agentes. Sin embargo, desde nuestro punto de vista el uso de forma particular, de una sola de estas técnicas o enfoques, es semejante a investigar a un sistema complejo a través de un solo instrumento, puesto que cada enfoque de modelación se centra solamente en algunos aspectos de los sistemas complejos ya sea a nivel macro o micro, con lo que se obtiene una visión limitada de los mismos (Mingers & Brocklesby, 1997). Además, la perspectiva que manejan estos marcos metodológicos acerca de los sistemas complejos varía de uno a otro. En el caso de la simulación de eventos discretos y de la dinámica de sistemas, el desarrollo de un modelo de simulación se lleva a cabo por medio de la descomposición. Es decir, se inicia especificando el estado global del sistema asumiendo que cada componente posee conocimiento global del mismo. Por lo que únicamente es posible conocer los fenómenos colectivos de los sistemas a nivel macro. Mientras que en el caso de la modelación basada en agentes, el desarrollo de un modelo de simulación se lleva a cabo por medio de la síntesis. En este caso, se inicia especificando los requerimientos y capacidades de las entidades individuales, bajo el supuesto de que el entorno global del sistema emerge debido a las interacciones entre estas entidades o elementos y entre éstos y el entorno. Por lo que únicamente se pueden entender las reglas de interacción entre sus elementos a nivel micro.

Tanto en la simulación de eventos discretos como en la modelación basada en agentes, las variables de estado de los sistemas cambian solamente en instantes específicos de tiempo. En contraste, en la dinámica de sistemas las variables de estado cambian de forma continua. Tanto en la simulación de eventos discretos como en la dinámica de sistemas, la definición de una escala de espacio no es crucial mientras que en la modelación basada en agentes sí lo es. Entonces, proponemos que si realmente se desea entender el comportamiento de los sistemas complejos inmersos en nuestro mundo real, necesitamos estudiarlos a pequeña y a gran escala en el tiempo, es decir, no basta estudiarlos a una sola escala, ya que si por

ejemplo, se estudian únicamente a corto plazo, es probable que percibamos una variabilidad como norma y fácilmente podemos confundir la dinámica del sistema bajo estudio (Jerry Sabloff ,2012) (ver la figura 3).

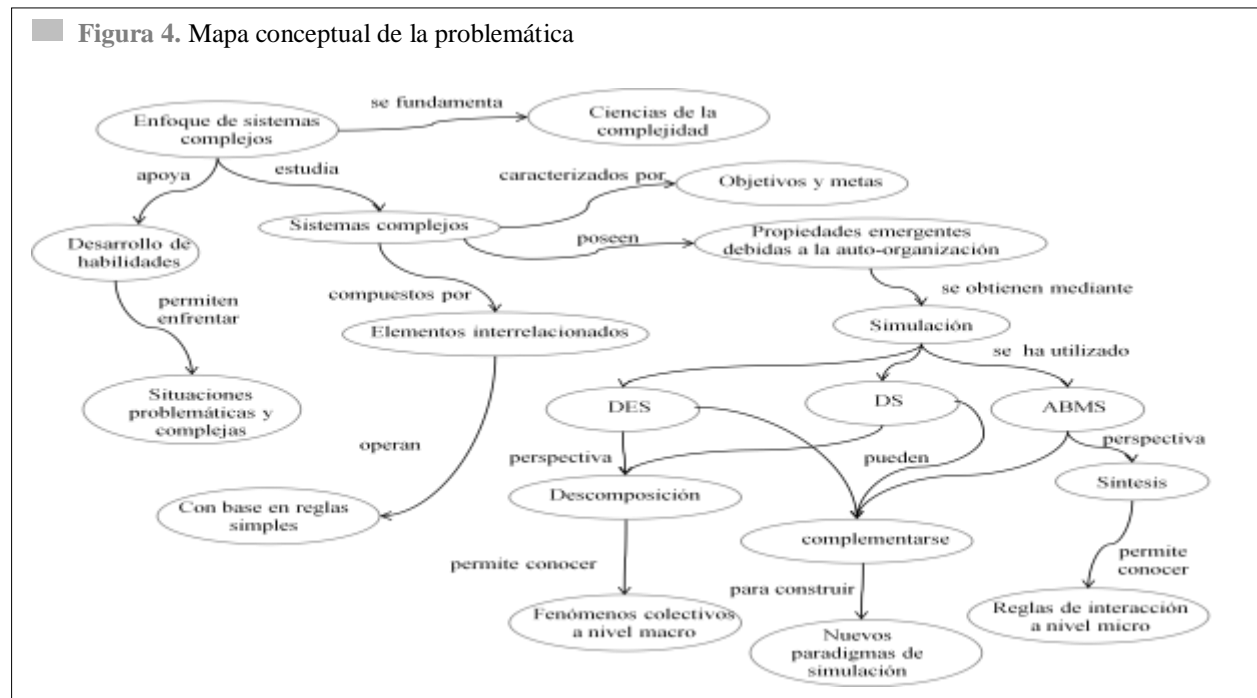


Fuente: Elaboración propia.

La validación de un modelo de simulación, consiste en construir el modelo de simulación correcto, con base en los objetivos de estudio. En la simulación de eventos discretos se dispone actualmente de más de 60 técnicas de validación (Banks, 1998), mientras que en la dinámica de sistemas y en la modelación basada en agentes existen alrededor de 10 técnicas de validación, en cada enfoque. Sin embargo, en algunas ocasiones es muy costoso en términos de recursos determinar si un modelo es absolutamente válido sobre el dominio de su aplicación. Como resultado de lo anterior, en la mayoría de los casos se prefiere llevar a cabo únicamente pruebas y evaluaciones con suficiente confiabilidad que indiquen si un modelo es válido para la aplicación que se intenta (Sargent, 1996).

En el pasado, fue de interés práctico comparar los diferentes enfoques de modelación basada en simulación (Sweetser, 1999; Brailsford & Hilton, 2000; Morecroft & Robinson, 2006; Chahal & Eldabi, 2008; Tako & Robinson, 2009; Brito & Botter, 2011). También se intentó combinarlos (Bennet, 1985; Mingers & Brocklesby, 1997; Schultz & Hatch, 1996). Y recientemente, Helal & Rabelo (2004), Rabelo, Helal, Jones, & Min (2005) y Robinson (2005), sugirieron que los enfoques de modelación basada en simulación, al menos eventos discretos y dinámica de sistemas, podían complementarse uno al otro, ofreciendo las herramientas necesarias para la construcción de nuevos paradigmas de simulación necesarios para enfrentar los retos que plantean los sistemas complejos modernos (Brito & Botter, 2011). No obstante, todos los autores anteriormente citados no especifican en sus propuestas la forma en que dichos enfoques de modelación deben utilizarse (Morgan, Howick & Belton, 2011). Por lo que inferimos que, actualmente no existe un marco metodológico que guíe explícitamente el uso de los distintos enfoques de modelación basada en simulación para el análisis de sistemas complejos.

Por otro lado, el objetivo de la estandarización de la documentación de modelos de simulación no es estandarizar los enfoques de modelación sino más bien, asegurar que todos los aspectos de la modelación estén disponibles para los usuarios de los modelos de simulación (Schmolke, Thorbek, De Angelis & Grimm, 2010). Así, al asegurar la disponibilidad de la información relativa a los modelos de simulación de una forma sencilla y clara, se espera que haya una mejor comprensión y difusión de los modelos de simulación. Los protocolos que ya han sido utilizados en la documentación de modelos de simulación son *ODD* (Grimm *et al.* 2006; Grimm & Railsback, 2005; Railsback & Grimm, 2009), *CoODD* (Khanh, Marilleau & Fallah, 2001), *TRACE* (Schmolke, Thorbek, De aneglis & Grimm, 2010) y *ODdox* (Topping, Hoye & Olesen, 2010). Sin embargo, la documentación de modelos de simulación en el área de la ingeniería es escasa y como consecuencia los usuarios potenciales no comprenden los modelos y mucho menos los difunden.



Fuente: Elaboración propia.

Con base en todo lo anteriormente expuesto, entendemos los retos que plantea el estudio de las propiedades emergentes de los sistemas complejos en el siglo XXI, y en este sentido, motivados por las limitaciones metodológicas existentes, hacemos una aportación metodológica al campo de las ciencias de la complejidad para contribuir a cerrar la brecha existente entre la teoría y la práctica en el estudio de los sistemas complejos. Nuestra contribución metodológica así como su aplicación se describirán a lo largo de esta tesis. Para ello, iniciaremos describiendo el problema que se abordó en la investigación doctoral.

1.2. Planteamiento del problema

¿Mediante qué herramienta metodológica se puede guiar explícitamente el uso de los distintos enfoques de modelación para la construcción de nuevos paradigmas de simulación que permitan analizar eficaz y eficientemente las propiedades emergentes más probables de los sistemas complejos debido a ciertas condiciones iniciales?

1.3. El objeto de estudio

El objeto de estudio de la investigación doctoral fueron las *metodologías basadas en modelos de simulación para el estudio de los sistemas complejos*.

1.4. El objetivo general

El objetivo general de la investigación doctoral fue diseñar, desarrollar, implementar y evaluar un marco metodológico de modelación, cíclico y recursivo, constituido por cinco etapas perfectamente definidas, con base en el marco teórico de modelación de sistemas complejos, para analizar sus propiedades emergentes más probables debido a ciertas condiciones iniciales, que soporte el desarrollo de modelos de simulación con características más cercanas a aquellas del sistema complejo real reduciendo la incertidumbre inherente, y que sirva de apoyo a la toma de decisiones de organizaciones, académicos, y practicantes de la simulación y de la Investigación de Operaciones.

1.5. Preguntas de investigación

- i. ¿Cómo se pueden analizar eficientemente las *propiedades emergentes más probables* de los *sistemas complejos*?
- ii. ¿Qué aspectos caracterizan eficientemente las propiedades emergentes de los sistemas complejos?
- iii. ¿De qué forma se puede entender la emergencia de un sistema complejo, su robustez y/o sensibilidad a las perturbaciones del entorno?
- iv. ¿Cuáles son los distintos niveles estructurales de los sistemas complejos y cuáles son sus características en el espacio y en el tiempo?
- v. ¿Cuál es el estado del arte en la modelación de sistemas complejos?
- vi. ¿Qué aspectos metodológicos diferencian a los distintos enfoques de modelación de sistemas complejos?
- vii. ¿Es factible la integración de enfoques de modelación? ¿Bajo qué condiciones?
- viii. Actualmente, ¿cómo se validan los modelos de sistemas complejos?

1.6. Importancia de la investigación doctoral

La investigación doctoral que llevamos a cabo es importante por su conveniencia, su relevancia, sus implicaciones prácticas, su valor teórico y su utilidad metodológica (ver la figura 5). Enseguida describimos con mayor detalle cada una de estas características.

- i. **Conveniencia.** El marco metodológico desarrollado sirve para analizar las propiedades emergentes más probables de los sistemas complejos debido a ciertas condiciones iniciales;
- ii. **Relevancia.** Dado que, el principio de emergencia es un fundamento filosófico convincente de la ciencia moderna como lo es también el reduccionismo (Anderson, 1995), el marco metodológico propuesto es útil para el apoyo en la toma de decisiones acerca de las propiedades emergentes de los sistemas complejos. Como consecuencia, este trabajo es relevante para las organizaciones, académicos, practicantes y estudiantes interesados en el estudio de las propiedades emergentes de los sistemas complejos;
- iii. **Implicaciones prácticas.** La herramienta metodológica es propuesta como soporte al análisis de las propiedades emergentes que caracterizan a los sistemas complejos, cuyo comportamiento no puede reducirse al comportamiento de sus partes. El marco metodológico se puede aplicar al estudio de distintos tipos de sistemas complejos: Sociales, técnicos, económicos, políticos y ecológicos;
- iv. **Valor teórico.** Para enfrentar los problemas presentes en nuestro mundo actual como son los generados debidos a la globalización y a la post industrialización, de naturaleza compleja, se requieren nuevas herramientas metodológicas con base en el paradigma de los sistemas complejos y en esta dirección proponemos una nueva;
- v. **Utilidad metodológica.** El nuevo marco metodológico sugiere que a través de la simulación de modelos de sistemas complejos, desarrollados a escalas de tiempo y espacio convenientes, es posible analizar las propiedades emergentes más probables debido a ciertas condiciones iniciales.



Fuente: Elaboración propia.

1. 7. La contribución de la investigación

La contribución que hacemos al campo del conocimiento científico de la Ingeniería de Sistemas y en específico en el área de *I.deO.*, es una contribución metodológica para la solución de problemas de sistemas complejos. Este marco metodológico es cíclico y recursivo, está basado en el marco teórico de modelación de los sistemas complejos, con etapas perfectamente definidas que permiten promover el desarrollo de modelos de simulación de sistemas complejos y su mejora continua. Tiene como propósito guiar el proceso de modelación y simulación, identificando los enfoques de modelación potenciales y su correspondiente aplicación. La fortaleza de este marco metodológico se deriva precisamente del uso de una variedad de enfoques de modelación y simulación en el desarrollo de modelos de sistemas complejos, los cuales se caracterizan por la variedad de sus elementos y las interrelaciones entre ellos. Pretendemos que el marco metodológico sea útil para analizar los aspectos colectivos, más probables debidos a ciertas condiciones iniciales, y apoye la toma de decisiones de organizaciones, académicos, practicantes de la simulación y estudiantes, en el estudio de los sistemas complejos actuales (ver el Capítulo 3).

1. 8. Algunas limitaciones de la investigación

La investigación doctoral presenta algunas limitaciones que consideramos pueden ser superadas con líneas futuras de investigación. Entre dichas limitaciones encontramos las siguientes:

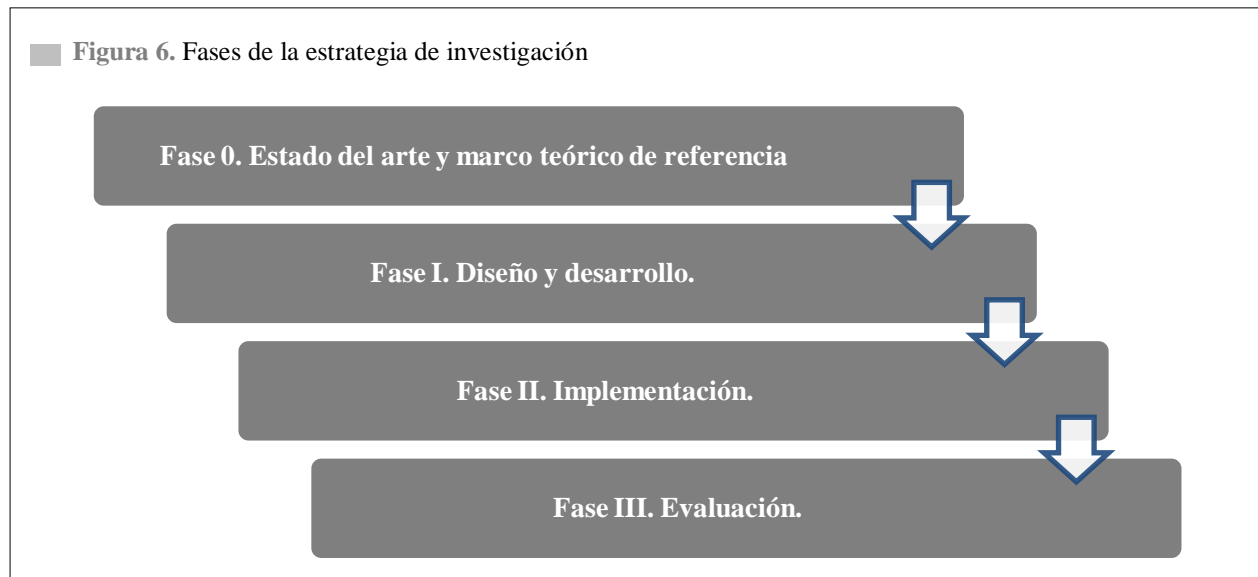
- i. Los enfoques de modelación y simulación de sistemas complejos como son las redes neuronales, redes de Petri, autómatas celulares y computación evolutiva quedan fuera del alcance de la investigación doctoral;
- ii. El marco metodológico basado en modelos de simulación que proponemos se ha aplicado exitosamente ya al estudio de dos sistemas técnicos complejos reales, para analizar su desempeño operativo (ver el Capítulo 4). Sin embargo, consideramos que este marco metodológico es aplicable también para el estudio de sistemas complejos sociales. Lo que visualizamos como una aplicación futura de la metodología ya que por limitaciones en tiempo, no se ha llevado a cabo;
- iii. El software de simulación que utilizamos en los dos estudios de casos fue de propósito general (ver el Capítulo 4) debido al hecho de que este tipo de software nos permitió técnica y tecnológicamente la integración de más de dos enfoques de simulación. Sin embargo, también se podría utilizar software de simulación de propósito específico, lo que conllevaría al diseño, desarrollo e implementación de las interfaces correspondientes entre los distintos programas. Pero debido a las implicaciones en tiempo y costo que tiene esta propuesta, la visualizamos como una línea futura de investigación.

1.9. La estrategia de investigación

La estrategia⁷ de investigación consistió de cuatro fases:

1. La Fase 0 de revisión del estado del arte y marco teórico de referencia;
2. La Fase I de Diseño y desarrollo;
3. La Fase II de Implementación; y
4. La Fase III de Evaluación (ver la figura 6).

A continuación detallamos el tipo de investigación y las actividades llevadas a cabo en cada una de estas cuatro fases.



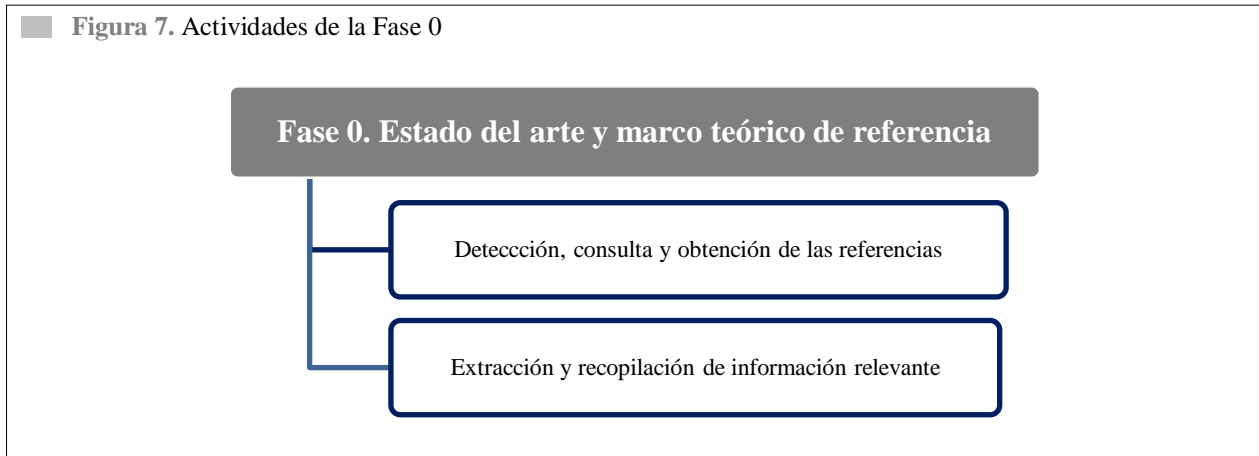
Fuente: *Elaboración propia.*

1.9.1. Fase 0. Estado del arte y marco teórico de referencia

Esta fase se inició consultando a los expertos en sistemas complejos y se continuó con la búsqueda de fuentes primarias como libros, artículos de revistas científicas y ponencias presentadas en congresos internacionales, acerca del tema de modelación y simulación de sistemas complejos. Por consiguiente, se detectó, consultó y obtuvo la bibliografía útil sobre de los distintos marcos metodológicos de modelación y simulación de sistemas complejos, diseño de experimentos de simulación, técnicas de validación y verificación de modelos basados en simulación, y protocolos de documentación de modelos de simulación. Después, se extrajo y recopiló la información más relevante y necesaria para enmarcar el problema de investigación (Hernández Sampieri, Fernández & Baptista, 2010). Los resultados que se obtuvieron de la revisión del estado del arte se incluyen en el Capítulo 2 de esta tesis.

⁷ “Las estrategias, acciones potenciales que requieren decisiones, son los medios por los cuales se logran los objetivos a largo plazo”, Fred R. David (2003)

■ Figura 7. Actividades de la Fase 0

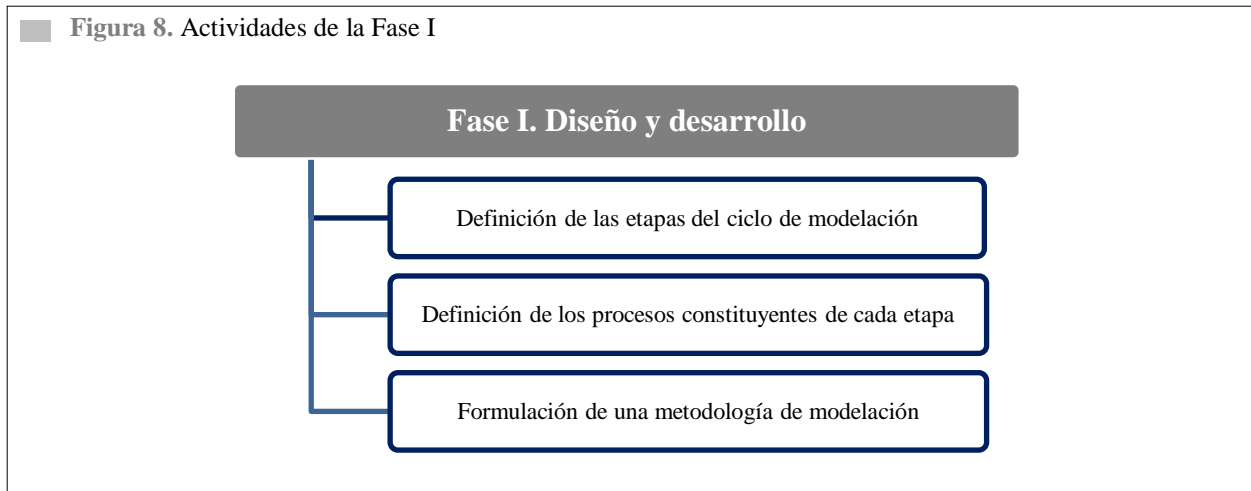


Fuente: Elaboración propia.

1.9.2. Fase I. Diseño y desarrollo

En esta fase se llevó a cabo una investigación de tipo exploratoria debido a que se indagó sobre las metodologías de modelación de sistemas complejos desde una nueva perspectiva (Hernández Sampieri, Fernández & Baptista, 2010). Como resultado de la revisión del estado del arte llevada a cabo en la Fase 0, se conocieron los diferentes aspectos de las metodologías de modelación. Con base en los resultados obtenidos, se propusieron las etapas que conformarían un nuevo ciclo de modelación. Se definieron los procesos de cada etapa del ciclo de modelación y se formuló la metodología de modelación *MoSASCoM*, que permitiría analizar las propiedades emergentes más probables de sistemas complejos utilizando la simulación. Los resultados que se obtuvieron se incluyen en el Capítulo 3 de esta tesis.

■ Figura 8. Actividades de la Fase I

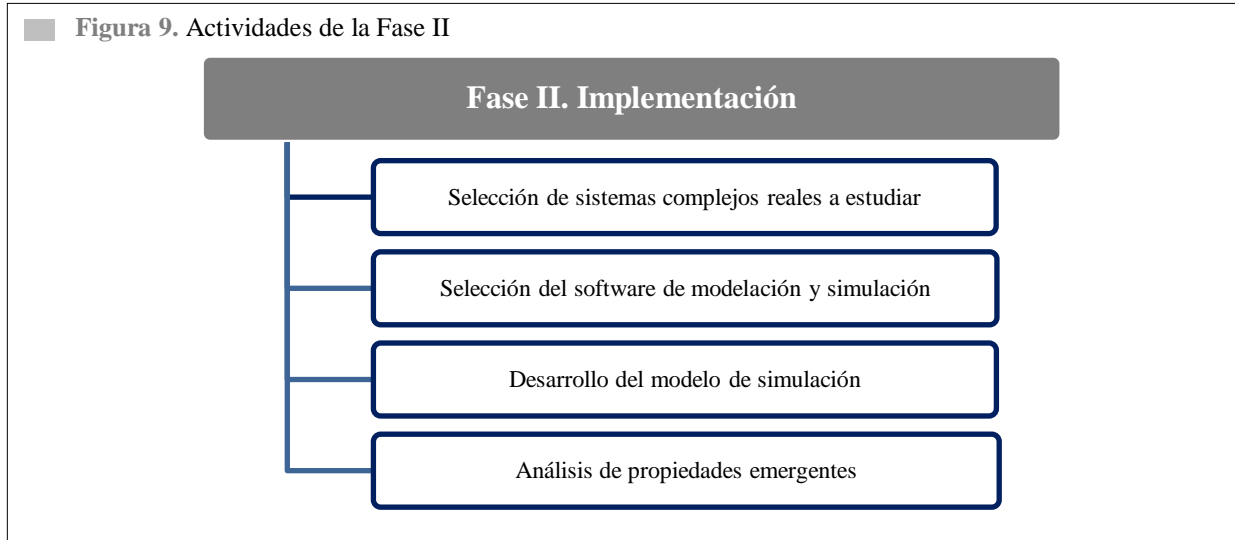


Fuente: Elaboración propia.

1.9.3. Fase II. Implementación

En la Fase II se llevó a cabo una investigación de tipo descriptiva. Se describieron los sistemas complejos reales de los cuales interesó analizar sus propiedades emergentes más probables mediante la metodología *MoSASCoM*, especificando sus actores principales, características, operaciones y procesos (Hernández

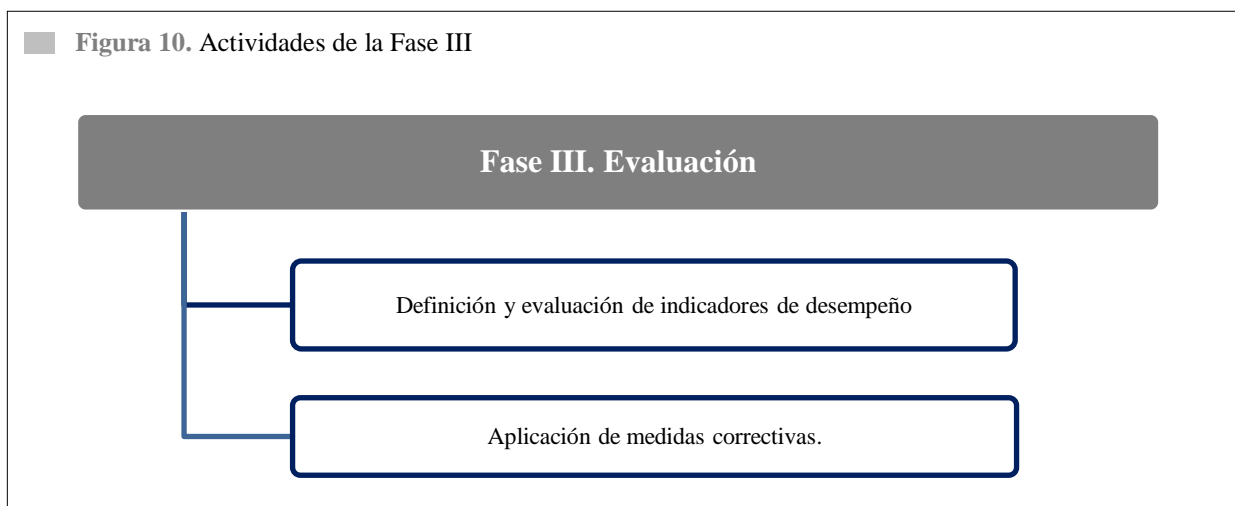
Sampieri, Fernández & Baptista, 2010). También, se seleccionó de entre varios, el software de modelación y simulación a utilizar en cada caso. Además, se desarrollaron los modelos de simulación y por medio de estos se analizaron, numérica y visualmente, las propiedades emergentes más probables. Los resultados que se obtuvieron se presentan en el Capítulo 4 de esta tesis.



Fuente: Elaboración propia.

1.9.4. Fase III. Evaluación

En la Fase III se llevó a cabo una investigación de tipo explicativa. En primer lugar, se definieron y evaluaron los indicadores de desempeño propuestos para la metodología *MoSASCoM* formulada en la Fase I. En segundo lugar y con base en los resultados obtenidos y las observaciones llevadas a cabo en la aplicación de la metodología, se sugirieron algunas medidas correctivas. Los resultados que se obtuvieron se incluyen en el Capítulo 5 de esta tesis.



Fuente: Elaboración propia.

CAPÍTULO 2

ESTADO DEL ARTE Y MARCO TEÓRICO DE REFERENCIA

“La revisión de la literatura implica detectar, consultar, y obtener la bibliografía (referencias), de donde se tiene que extraer y recopilar la información relevante y necesaria para enmarcar el problema de investigación”

Hernández Sampieri, Fernández & Baptista (2010)

Recordemos que en el Capítulo 1 de esta tesis se indicó que el objeto de estudio de la investigación doctoral fueron las *metodologías basadas en modelos de simulación para el estudio de los sistemas complejos*. Específicamente, estudiamos las metodologías relativas a los enfoques de dinámica de sistemas (*SD*) (Forrester, 1961; Forrester, 1980; Forrester, 1994; Sterman, 2000), simulación de eventos discretos (*DES*) (Kiviat, 1963; Lakner, 1962; Tocker & Owen, 1960; Zaigler, 1976; Nance, 1987; Balci, 1994; Banks, 1998; Sargent, 1996; Robinson, 2004), y modelos de simulación basados en agentes (*ABMS*) (Iglesias *et al.*, 1997; Wooldridge *et al.*, 2000; Juan *et al.*, 2002; Paadgham y Winikoff, 2002; DeLoach *et al.*, 2001; Wagner, 2003; Sturm *et al.*, 2003; Lind, 2002; Gómez-Sanz y Pavón, 2003; Bresciani *et al.*, 2001; Brazier *et al.*, 2002; Giunchiglia *et al.*, 2002; Grimm *et al.*, 2005; Topping *et al.*, 2010; Heath *et al.*, 2009). En esta dirección, iniciamos el Capítulo 2 definiendo qué es un modelo y describiendo el proceso de su desarrollo. Enseguida presentamos las tareas fundamentales del ciclo de modelación de sistemas complejos así como dos perspectivas diferentes de modelación y simulación: *por descomposición* y *por síntesis*. Después caracterizamos los enfoques de modelación y simulación: dinámica de sistemas, simulación de eventos discretos y modelos de simulación basados en agentes, indicando su perspectiva de modelación y simulación, sus principales marcos metodológicos, las técnicas de validación y verificación más utilizadas y las áreas técnicas de mayor aplicación. Dentro de las áreas técnicas de aplicación, hacemos un énfasis mayor en la aplicación de los enfoques de modelación y simulación al estudio de terminales marítimas debido a que el primer caso de estudio se realizó precisamente en esta área. Más adelante, presentamos los diseños de experimentos predominantes en la simulación de sistemas complejos. Dado que en el enfoque de sistemas complejos interesa conocer la probabilidad de lo que puede llegar a suceder en el sistema debido a ciertas condiciones iniciales, es de gran interés la revisión del diseño de experimentos Monte Carlo. Y dado que prácticamente, este tipo de experimentos de simulación hacen referencia a la conducción de experimentos de muestreo con el objetivo de determinar la distribución de un estadístico bajo condiciones de hipótesis probabilísticas, permiten conocer las propiedades emergentes más probables de un sistema complejo debido a ciertas condiciones iniciales. Enseguida, presentamos cuatro protocolos de documentación de modelos de simulación: *ODD*, *CoODD*, *TRACE* y *ODdox*, y caracterizamos cada uno de ellos. Presentamos el protocolo *ODD* como dominante en

uso debido al gran número de modelos basados en agentes y en individuos que han sido documentados con base en este protocolo, en las áreas biológicas principalmente. También, presentamos un listado del software de modelación y simulación más utilizado en los últimos años. Al final, pero no por ser menos importantes, presentamos las disciplinas del conocimiento entre las que se abordó la investigación doctoral y el marco teórico de referencia.

2.1. Modelación y simulación de sistemas complejos

En la ciencia, se reconoce a Giovanni Alfonso Borelli, como uno de los pioneros en el campo de la modelación debido a sus contribuciones en el desarrollo de los primeros modelos de biomecánica. Pero, ¿qué entendemos por un modelo? Concebimos un modelo como una representación propositiva de un sistema real (Starfiel, Smith & Bleloch, 1990) a un cierto nivel de detalle (Durugbo, Tiwari & Alcock, 2013). De forma general, podemos desarrollar más de un modelo de un mismo sistema real, la característica común que tendrán entre sí los distintos modelos será su desarrollo bajo restricciones (Starfiel, Smith & Bleloch, 1990). En consecuencia, sugerimos que la modelación de sistemas se reduce a resolver problemas bajo restricciones como también lo proponen Grimm & Railsback (2005). Por otro lado, consideramos que un modelo es útil si logra capturar la esencia del sistema real bajo estudio, generando conocimiento acerca de él pero además como lo propone Lara-Rosano (1985), dicho conocimiento generado acerca del sistema real se transfiera a diferentes situaciones. De hecho, los retos que presenta el desarrollo de modelos de sistemas complejos es la generación justamente de resultados significativos. En este punto, es importante señalar que entre más complejo es un modelo, cuya medida de complejidad podría ser alguna de las sugeridas por Lloyd (2001), más difícil es la tarea de su análisis y menos aplicaciones reales tiene. El propósito de un modelo generalmente hace referencia a la motivación de su desarrollo. Donde tal motivación puede ir desde la solución de un problema determinado hasta la respuesta a algunas preguntas acerca del sistema real o de una clase de sistemas reales. Lo que se pretende al final del desarrollo de un modelo es obtener una representación en el tiempo, acerca de la evolución de las interacciones entre los elementos de un sistema. Entonces, decimos que el propósito de un modelo es resolver problemas o bien, contestar preguntas relativas a un problema.

En la década de los 80's, Hall & DeAngelis (1985) sugirieron tres propósitos complementarios que desde su punto de vista motivaban el desarrollo de modelos de sistemas: *Descripción, entendimiento y predicción*. Los modelos cuyo propósito era la descripción incluían a los modelos estadísticos por medio de los cuales se describían datos de forma agregada, permitiendo relaciones entre las variables cuyo valor se desea predecir. A pesar de que los modelos descriptivos no hacían referencia al entendimiento del todo, proporcionaban claves importantes para la explicación de relaciones. Los modelos cuyo propósito era el entendimiento también fueron conocidos como conceptuales (Wissel, 1992), heurísticos o exploratorios (Hall & DeAngelis, 1985). Mientras que los modelos predictivos, asimilaban la realidad con mayor detalle. En el enfoque de sistemas complejos, mediante los modelos predictivos es posible llegar a conocer la probabilidad de lo que puede llegar a suceder en el sistema real debido a ciertas condiciones iniciales. En este caso, la predicción implica también la búsqueda de estrategias robustas para el sistema y en el caso específico de grandes perturbaciones, se habla de la búsqueda de estrategias resilientes⁸.

⁸ La resiliencia entendida como el grado de robustez a cambios en las partes componentes de un sistema complejo. El comportamiento de muchos sistemas complejos emerge de las actividades de los componentes de nivel inferior. Típicamente, esta resiliencia es el resultado de una muy poderosa fuerza organizadora que puede superar una variedad de cambios en los componentes de nivel inferior (Lara-Rosano, 2014).

Pero además, un modelo se caracteriza por su estructura y sus procesos. La estructura de un modelo depende directamente de su propósito, ya que éste ayuda a decidir acerca de los aspectos del sistema real que deben integrarse y/o ignorarse en el modelo del sistema. En esta dirección, en un modelo deben incluirse solamente aquellos aspectos que desempeñan un papel esencial en la interpretación del fenómeno observado (Boccaro, 2004). Por consiguiente, un modelo es simple si logra capturar los elementos esenciales de un sistema complejo pero a su vez responder preguntas relevantes acerca de él. En resumen, la estructura de un modelo de un sistema, está en función de las variables necesarias para describir el estado de éste último. Con base en la *Teoría General de Sistemas* (Wymore, 1967), la estructura de un modelo se define como sigue:

$$\text{Sistema} \equiv \langle T, X, \Omega, Q, \delta, Y, \lambda \rangle, \quad (1)$$

en donde T , es la base del tiempo; X , el conjunto de entradas; Ω , el segmento de entrada $T \rightarrow X$; Q , conjunto de estados; δ , función de transición $\Omega \times Q \rightarrow Q$; Y , conjunto de salidas; λ , la función de salida $Q \rightarrow Y$. La base del tiempo T es el tiempo de formalización de la variable independiente que puede ser continua o discreta. Mientras que el conjunto de entradas incluye todas las posibles entradas del modelo. Así, la historia del sistema se almacena en el conjunto de estados. Mientras que la dinámica del sistema queda definida por la función de transición, la cual aplica un segmento de entradas en el estado actual del sistema a fin de obtener un nuevo estado. De esta forma, el sistema genera un conjunto de salidas Y , como función de su estado actual λ .

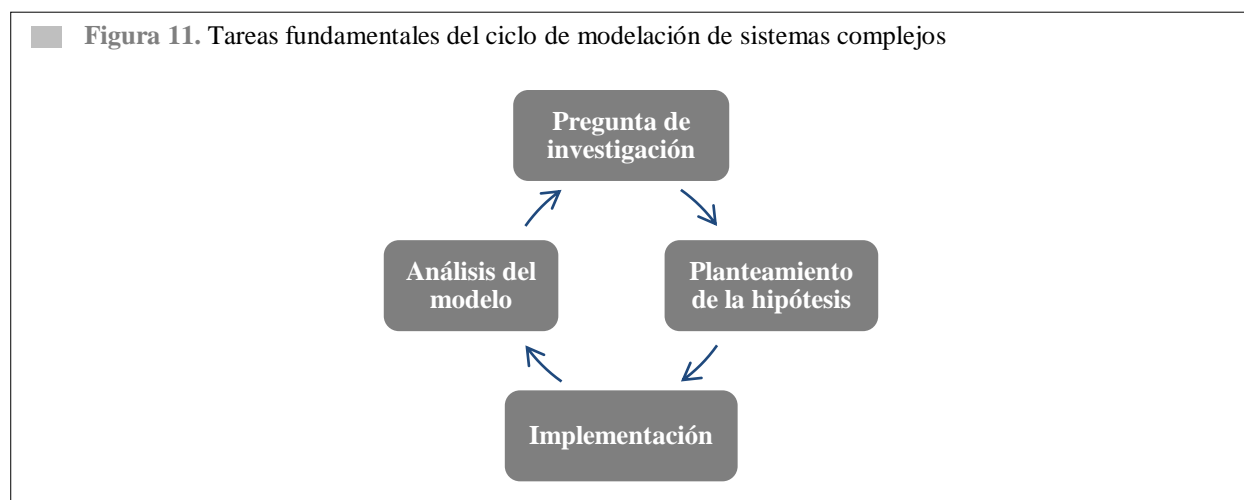
Por otro lado, los procesos de un modelo son representados por los parámetros utilizados en las ecuaciones y relaciones y son éstos los que causan los cambios en las variables de estado de un sistema. En contraste, con los parámetros se cuantifica cuándo, en qué proporción, y qué tan rápido deben cambiar dichas variables de estado. Asimismo, por medio de los parámetros, se determina la resolución utilizada en la descripción de los procesos de un modelo (Grimm & Railsback, 2005). En conclusión, con base en la selección de las variables, parámetros, ecuaciones y relaciones, se determinan las escalas espaciales y temporales del modelo de un sistema.

Pero, ¿por qué es importante conocer las escalas espaciales y temporales de un modelo? Como lo subraya Jerry Sabloff (2012), la mayor parte de los aspectos cotidianos de nuestras vidas los vivimos en escalas de tiempo muy pequeñas, midiéndolos en minutos, horas, días, semanas, meses, y en algunas ocasiones en años. Pero si realmente deseamos entender el comportamiento de los sistemas complejos inmersos en nuestro mundo real, necesitamos estudiarlos a pequeña y a gran escala en el tiempo, es decir, no basta estudiarlos a una sola escala, ya que si se estudian únicamente a corto plazo, por ejemplo, es probable que percibamos una variabilidad como norma y fácilmente podemos confundir la dinámica del sistema bajo estudio. Lo anterior sucede porque en cada escala de tiempo y espacio se presentan comportamientos colectivos nuevos que no se presentan en una escala superior o en una inferior.

De acuerdo con la revisión del estado del arte, detectamos que existen algunas propuestas acerca de la clasificación de los modelos de sistemas. En la década de los sesenta, Holling (1966) propuso clasificar a los modelos en *estratégicos* y *tácticos*. Con los primeros, se ignoraban los detalles del sistema. Sin

embargo, se capturaba su dinámica esencial. En contraste, los segundos se enfocaban en la dinámica del sistema a detalle. A finales del siglo XX, Roughgarden *et al.* (1996) propusieron clasificar a los modelos en tres tipos: *Modelos mínimos para ideas*, *modelos mínimos para un sistema* y *modelos sintéticos para un sistema*. Con los modelos mínimos para ideas exploraron un concepto sin hacer referencia a alguna cosa en particular. En esta clasificación ubicaron a los modelos Lotka-Volterra. Con los modelos mínimos para un sistema explicaron los fenómenos de ciertos tipos de clases de sistemas, haciendo referencia a la predicción de su dinámica. En esta clasificación ubicaron a los modelos matemáticos. Mientras que los modelos pertenecientes a la categoría sintéticos, consistían de largas ecuaciones diferenciales en donde la dinámica del sistema emergía debido a la interacción de sus componentes (Grimm & Railsback, 2005).

Una vez que hemos revisado el propósito de un modelo, la relación entre sus procesos, su estructura y la clasificación entre los distintos tipos de éstos, estamos interesados en conocer cómo es que se lleva a cabo su desarrollo. En general, el modelo de un sistema está constituido por objetos, con atributos y valores, y las interrelaciones entre ellos (Nance, 1981 en Page, 1994). Los objetos y sus interrelaciones se construyen por medio de un ciclo de modelación, el cual a su vez está constituido por distintas tareas o etapas. Al finalizar el ciclo de modelación, se obtiene como resultado el modelo del sistema. Si la evaluación de la calidad del modelo obtenido no corresponde con la esperada, el ciclo de modelación se repite, generando otro modelo de mejor calidad, y así sucesivamente hasta alcanzar el criterio de calidad esperada (Haefner, 1996). Algunas de las tareas comunes que constituyen un ciclo de modelación (ver la figura 11) son: *Formulación de la pregunta de investigación*, *planteamiento de las hipótesis*, *implementación* y *análisis del modelo* (Grimm & Railsback, 2005).

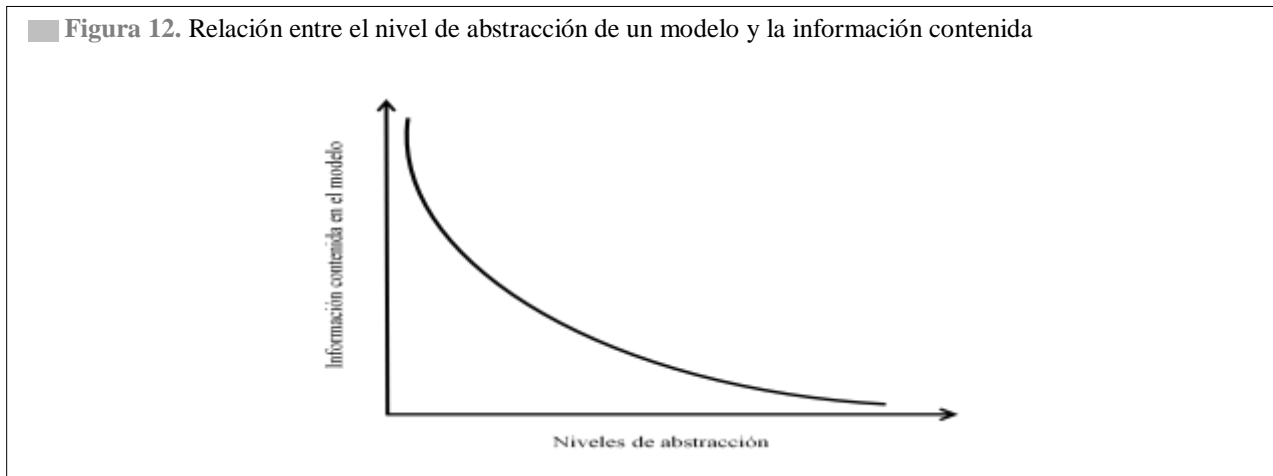


Fuente: Elaboración propia con base en Grimm & Railsback (2005).

Es importante subrayar que con las últimas dos tareas, de implementación y de análisis, la modelación se vuelve cíclica, ya que es ahí donde se analizan las consecuencias de las hipótesis del modelo y se desarrollan e implementan nuevas hipótesis, generando de esta forma nuevas consecuencias para su análisis. Por consiguiente, el desarrollo de un modelo requiere de hipótesis, algoritmos y de una computadora para manipularlo y experimentar con él. Es a través de la iteración de tareas de modelación, que se busca la mejora continua del modelo en diversos aspectos de calidad (Railsback & Grimm, 2010), ya sea ajustando su resolución, sus variables de estado, o bien, ajustando sus procesos y parámetros.

Cada enfoque de modelación posee su propio ciclo de modelación con diferentes tareas, *perspectivas* y *niveles de abstracción* mediante los cuales se desarrollan los modelos de un sistema (Benjamin, Erraguntla, Denle & Mayer, 1998). La perspectiva de un enfoque de modelación hace referencia a los mecanismos que determinan la información relevante del modelo a fin de alcanzar su objetivo. Por otro lado, por medio del nivel de abstracción de un enfoque de modelación, se determina la cantidad de información contenida en el modelo. En este punto cabe subrayar que a medida que los niveles de abstracción de un modelo se incrementan, la cantidad de información contenida en el modelo decrece (ver la figura 12). En resumen, podemos decir que mediante la abstracción es posible determinar el detalle del modelo mientras que a través de las perspectivas se determina su relevancia (Benjamin, Erraguntla, Denle & Mayer, 1998).

■ **Figura 12.** Relación entre el nivel de abstracción de un modelo y la información contenida



Fuente: Elaboración propia con base en Benjamin, Erraguntla, Denle & Mayer (1998).

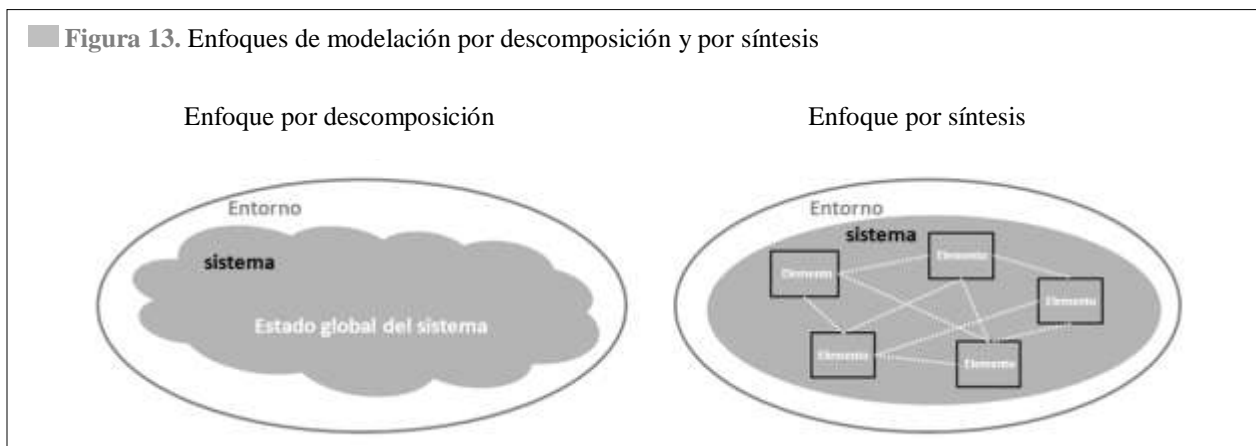
Entonces, proponemos que para desarrollar un modelo más cercano al sistema complejo real es necesario modelarlos mediante diferentes enfoques basados en diversas escalas de tiempo y espacio. Cabe recordar que en la escala de tiempo un sistema bien puede ser discreto, si sus variables de estado cambian solamente en puntos específicos del tiempo o bien puede ser continuo, si sus variables de estado cambian de forma continua en el tiempo (Banks & Carson, 1984).

Con relación a la simulación de sistemas en computadora, en el pasado hubo dos hechos históricos que contribuyeron a su rápido desarrollo. El primero de ellos fue la construcción de la primera computadora electrónica de propósito general (*ENIAC*). El segundo fue la aportación de Stanislaw Ulam, John von Neumann y Nicolás Metropolis en el uso de método Monte Carlo en computadoras electrónicas para solucionar problemas en la difusión de neutrones (Goldsmán & Nance, 2010). En efecto, Forrester como director del Laboratorio de Computación Digital en el Instituto Tecnológico de Massachusetts (*MIT* por sus siglas en inglés), contribuyó también de manera muy significativa al desarrollo de la simulación al permitir el desarrollo de la computadora *WHIRLWIND*, considerada durante muchos años como la única máquina lo suficientemente rápida para ejecutar la simulación, en tiempo real, de sistemas digitales complejos tales como un avión (Lane & Serman, 2011). Así, desde sus inicios la simulación en computadora ha dado soporte a la apertura de un nuevo camino en la investigación de sistemas (von Bertalanffy, 1968). Actualmente, la simulación ya es reconocida en el campo de conocimiento científico como una disciplina fundamental en el estudio de los sistemas complejos.

2.2. Enfoques de modelación y simulación de sistemas complejos

2.2.1. Modelación por descomposición y modelación por síntesis

Tradicionalmente, en el campo de la ingeniería se han aplicado dos alternativas generales de modelación: *por descomposición* y *por síntesis* (ver la figura 13). La modelación por descomposición comienza con la especificación del estado global del sistema y asume que cada componente tiene conocimiento global del mismo, como sucede en el caso centralizado. Los modelos por descomposición están basados en variables de estado altamente agregadas y pueden ser formulados por medio de ecuaciones. En contraste, la modelación por síntesis comienza con la especificación de los requerimientos y capacidades de las entidades individuales, y se entiende que el entorno global del sistema emerge debido a las interacciones entre estas entidades, y entre ellas y su entorno. Por lo tanto, por medio de los modelos por síntesis se puede obtener un mayor entendimiento y predicción acerca de los sistemas (Grimm & Railsback, 2005). A continuación, se describen dos enfoques basados en la modelación por descomposición (eventos discretos y dinámica de sistemas) y uno basado en la modelación por síntesis (modelación basada en agentes).

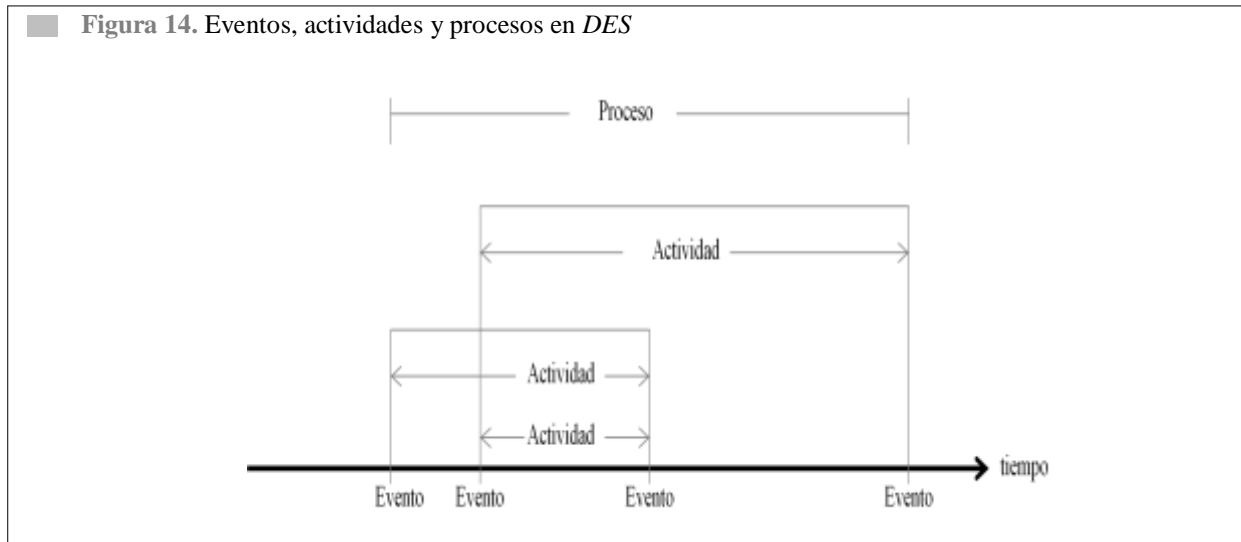


Fuente: Elaboración propia.

2.2.2. Modelación de eventos discretos

La simulación de eventos discretos (*DES*) es la modelación de sistemas en la cual, las variables de estado cambian solamente en tiempos específicos de tiempo. En este caso, el sistema es modelado como una red de colas y actividades. Los objetos se representan individualmente y se puede obtener información de ellos en cualquier momento. Los modelos *DES* son estocásticos por naturaleza con aleatoriedad incorporada en sus procesos debido principalmente al uso de distribuciones estadísticas. En la simulación *DES* se reconocen dos conceptos de gran relevancia, *tiempo* y *estados*. Los *eventos*, *actividades* y *procesos*, forman su base conceptual (ver la figura 14). Así, un evento representa el cambio del estado de un objeto constituyente del modelo en un instante (Page, 1994). Mientras que una actividad es el estado de un objeto en un intervalo de tiempo específico. Un proceso es la sucesión de los estados del objeto en el tiempo. Por tanto, en la programación de eventos, el modelador puede identificar *cuándo* ocurren las acciones en un modelo. Mientras que en el escaneo de actividades, el modelador puede identificar el *por qué* de las acciones en el modelo. En una interacción de procesos, el modelador puede identificar los objetos de un modelo y así describir la secuencia de las acciones de cada uno de ellos. En general, los modelos se analizan en la mayoría de las ocasiones numéricamente, utilizando procedimientos computacionales.

■ Figura 14. Eventos, actividades y procesos en DES



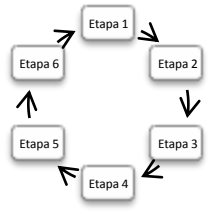
Fuente: Elaboración propia con base en Page (1994).

Los marcos metodológicos que han sido propuestos en el enfoque *DES* son los siguientes:

- La *metodología de simulación digital* (Kiviat, 1963; Lakner, 1962; Tocker & Owen, 1960), que consiste de un diagrama de flujo lógico de actividades en el cual, el cambio de las entidades (objetos) se lleva a cabo con base en reglas operativas;
- La *metodología canónica* (Nance, 1987), que es de tipo cíclica. El ciclo inicia con la definición del modelo y le siguen, su especificación, su implementación, su verificación, su documentación y el diseño de los experimentos;
- El *formalismo DEVS* (Zeigler, 1976), que también sigue una topología cíclica y resalta al sistema, al modelo y a la computadora como sus elementos fundamentales;
- El *ciclo de vida de un modelo de simulación* (Balci, 1994), que consiste de seis etapas bien definidas e inicia con la definición del problema, le siguen su formulación y la propuesta técnica. Después un ciclo constituido por la definición de los objetivos y el desarrollo de cuatro modelos: conceptual, comunicativo, programado y experimental. Finaliza con las etapas de reporte de los resultados de la simulación y el soporte a la toma de decisiones;
- El *ciclo de modelación de Banks* (1998), Sargent (1996) y Robinson (2004), en donde se ejecutan cinco etapas: Definición de problema, desarrollo de dos modelos: conceptual y computacional; la etapa de entendimiento y comprensión del modelo y su respectiva validación y verificación;

En la Tabla 2 se presenta un resumen acerca de las metodologías antes descritas, indicando tanto los autores más relevantes y sus tipologías como sus etapas constituyentes.

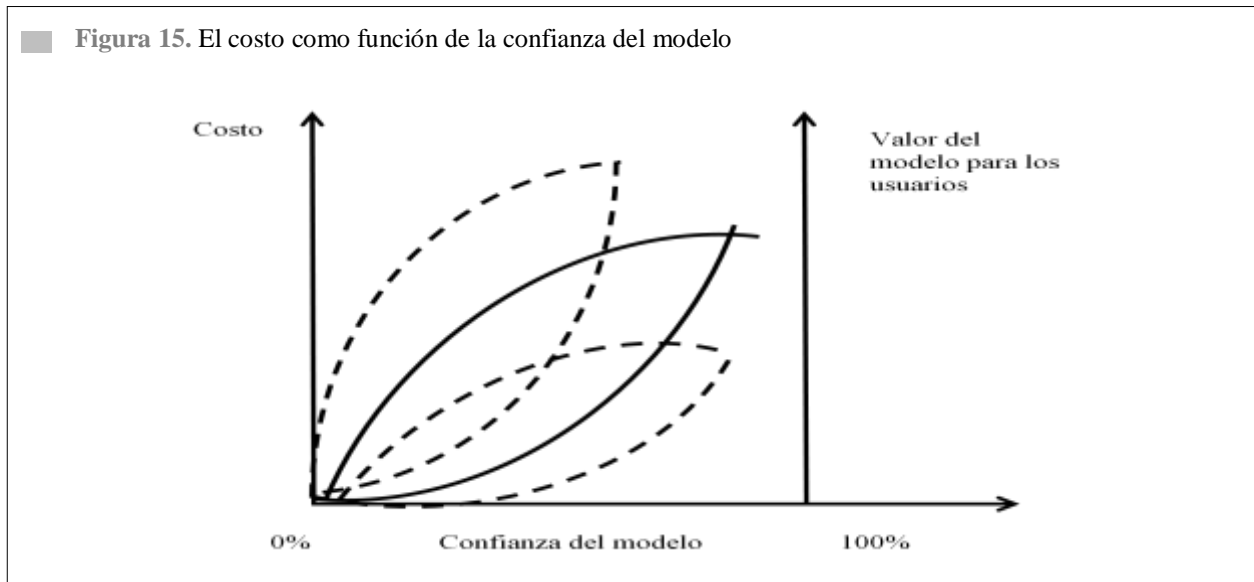
■ **Tabla 2.** Marcos metodológicos en simulación de eventos discretos

Metodología	Autores	Tipologías	Etapas
<i>Metodología de simulación digital</i>	Tocker (1960), (1963), (1966) Lakner (1962), (1964) Kiviat (1963), (1967), (1969)	Diagrama de flujo lógico de actividades Cambio de las entidades basado en reglas operativas	Entidades Gráficas
<i>Metodología canónica</i>	Nance (1987)	Cíclica Percepción mental como representación inicial de un modelo y la conceptualización como soporte	1. Definición del modelo 2. Especificación del modelo 3. Implementación 4. Verificación 5. Documentación 6. Diseño de experimentos
<i>Formalismo DEVS y su metodología</i>	Zeigler (1976)	Cíclica Modelación- relación sistema y modelo, Simulación- relación modelo y computadora	Sistema Modelo Computadora
<i>Ciclo de vida de un modelo de simulación</i>	Balci (1994)	Cíclica 	1. Definición del problema 2. Formulación de problema 3. Propuesta de solución técnica 4. Ciclo Definición de objetivos, Modelo conceptual, Modelo comunicativo, Modelo programado, Modelo experimental 5. Resultados de simulación 6. Soporte a la toma de decisiones
<i>Ciclo de modelación</i>	Sargent (1996) Banks (1998) Robinson (2004)	Cíclica Redes de actividades Tiempo discreto Espacio no crucial	1. Problema 2. Modelo conceptual 3. Modelo computacional 4. Entendimiento 5. Validación y Verificación

Fuente: Elaboración propia.

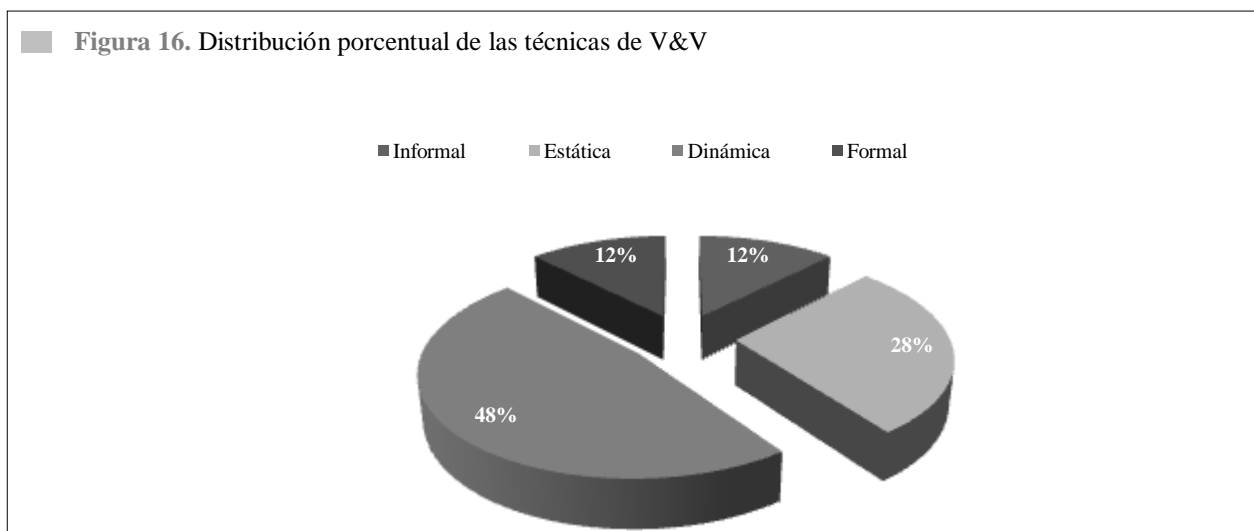
Recordemos que para que un modelo de simulación sea aceptado por los usuarios potenciales, se deben cumplir dos aspectos: verificar su desarrollo y validar los datos de salida. La *verificación* del desarrollo de un modelo de simulación consiste en verificar que éste último sea correcto y esté libre de errores. Mientras que, la *validación* de un modelo de simulación consiste en supervisar que un modelo de simulación sea funcional con base en los objetivos de estudio del sistema real. En algunas ocasiones es muy costoso en términos de recursos determinar si un modelo es absolutamente válido sobre el dominio de su aplicación. Como consecuencia, en la mayoría de los casos se prefiere llevar a cabo pruebas y evaluaciones con

suficiente confiabilidad que indiquen si un modelo es válido para la aplicación que se intenta (Sargent, 1996). El costo de la validación de un modelo y el valor que le dan los usuarios potenciales al modelo como función de la confiabilidad del modelo, se muestran en la figura 15. Observamos que a medida que la confianza del modelo se incrementa, también se incrementa su costo y como consecuencia, el valor que le dan los usuarios potenciales al modelo de simulación llega a ser mayor.



Fuente: Elaboración propia con base en Sargent (1996).

Actualmente, en la simulación de eventos discretos se dispone de más de 60 técnicas de validación y verificación (ver la figura 16), las cuales han sido agrupadas en: *Informales, estáticas, dinámicas y formales* (Banks, 1998) (ver la tabla 3). La mayor parte de ellas tiene su origen en la ingeniería de software y en el campo de modelación y simulación de sistemas.



Fuente: Elaboración propia con base en Banks (1998).

■ **Tabla 3.** Técnicas de validación y verificación DES

Informal	Estática	Dinámica	Formal
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Auditorias ▪ Revisión de escritorio ▪ Revisión de documentación ▪ Validación frontal ▪ Inspecciones ▪ Revisiones ▪ Pruebas de Turing ▪ Tutoriales 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Gráficas causa-efecto ▪ Análisis de control ▪ Análisis estructural ▪ Análisis de procesos ▪ Análisis de control de flujo ▪ Análisis de transición de estados ▪ Análisis de datos ▪ Análisis de flujos de datos ▪ Análisis de fallas ▪ Análisis de interfaces ▪ Análisis de la interface del modelo ▪ Análisis de la interface del usuario ▪ Análisis semántico ▪ Análisis estructural ▪ Evaluación simbólica ▪ Análisis de sintaxis ▪ Traceos 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Prueba de aceptación ▪ Prueba alfa ▪ Comprobación de afirmaciones ▪ Prueba beta ▪ Prueba de abajo hacia arriba ▪ Comparaciones ▪ Pruebas de cumplimiento ▪ Prueba de autorización ▪ Prueba de desempeño ▪ Prueba de seguridad ▪ Prueba de estándares ▪ Depuración ▪ Prueba de ejecución ▪ Monitoreo de ejecución ▪ Perfiles de ejecución ▪ Traceos de ejecución ▪ Pruebas de inserción de fallas ▪ Pruebas de campo ▪ Pruebas funcionales ▪ Comparación de gráficas ▪ Pruebas de interface ▪ Pruebas de particiones ▪ Validación predictiva ▪ Pruebas de producto ▪ Análisis de sensibilidad ▪ Técnicas estadísticas ▪ Pruebas estructurales ▪ Pruebas de módulos ▪ Depuración de símbolos ▪ Prueba de arriba hacia abajo ▪ Visualización/animación 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Inducción ▪ Afirmaciones inductivas ▪ Inferencia ▪ Cálculo de lambda ▪ Deducción lógica ▪ Cálculo predictivo ▪ Transformaciones de predicados ▪ Prueba de corrección

Fuente: Elaboración propia con base en Banks (1998).

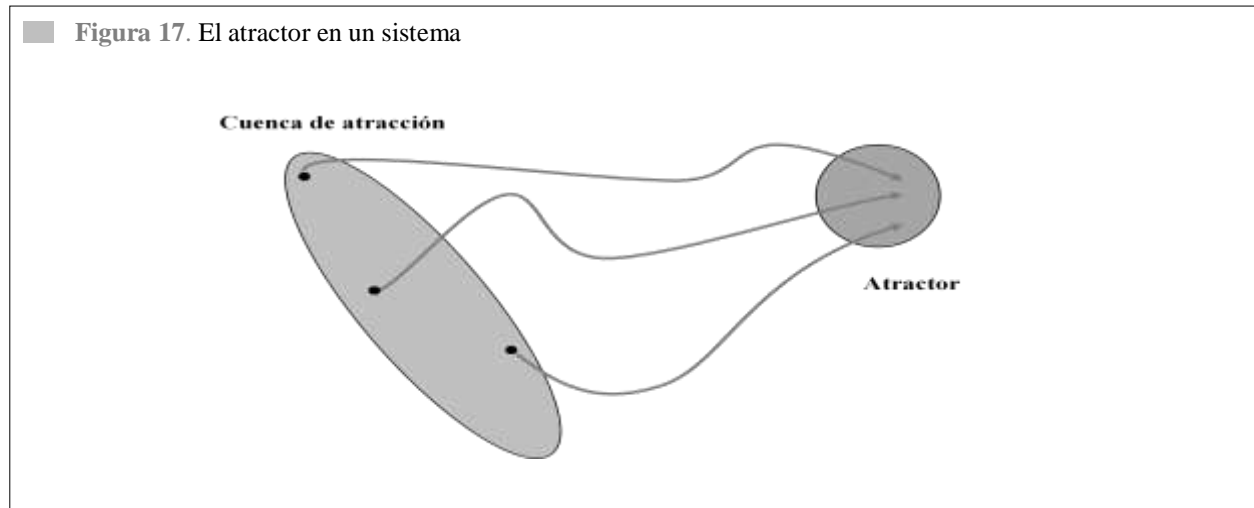
En el campo de la simulación de eventos discretos encontramos varias aplicaciones, principalmente en las áreas: aeroespacial, ambiente, arquitectura, análisis de costos, cadenas de suministro, centros de distribución, centros de contactos, ciencias de la vida, comunicaciones, control de tráfico aéreo, clínicas, defensa, desarrollo de nuevos productos, economía, educación, energía, estadios de futbol, farmacéutica, finanzas, flujo de materiales, gestión del agua, gobierno, hospitales, logística, inteligencia del negocio, manejo de materiales, manufactura, marketing, negocios, planificación urbana, salas de emergencia de hospitales, salud, seguros, tráfico y transporte (trenes, puertos y aeropuertos) (Swain, 2013). Sin embargo, en los últimos años un área de aplicación que ha llamado la atención de un gran número de investigadores de la simulación de eventos discretos es la relativa al transporte, específicamente las terminales marítimas de contenedores. Entre los trabajos desarrollados más relevantes en términos de su soporte a la toma de decisiones encontramos: Bruzzone & Signorile (1998); Bugaric & Petrovic (2007); Cortés, Muñuzuri, Ibañez & Guadix (2007); Choi & Yun (2000); De Luca, Cantarella & Carteni (2007); Gambardella, Rizzoli & Zaffalon (1998); Holguin-Veras & Walton (1996); Koh, Tan, Goh & Ng (1998); Lai & Lam (1994); Lee & Cho (2007); Legato & Mazza (2001); Mastrolilli, Fornara, Gambardella, Rizzoli, & Zaffalon (1998); Merkurjev *et al.* (1998); Nevins, Macal, Love & Bragen (1998); Parola & Sciomachen (2005); Sgouridis & Angelides (2002); Hayuth, Pollatschek & Roll (1994); Tahar & Hussain (2000); Tolujiev, Lorenz, Beier & Schriber (1998) y Yun & Choi (1999). Los resultados de las investigaciones anteriores demuestran que el enfoque de simulación de eventos discretos ha sido bastante efectivo en el estudio de las operaciones de terminales marítimas de contenedores como también así lo sugieren Carteni & de Luca (2012).

2.2.3. Dinámica de sistemas

La dinámica de sistemas (*SD*) (Forrester, 1961) se define como el estudio de las características de *lazos de retroalimentación* existentes en un sistema para conocer la interacción entre los *procesos de decisión* y las *acciones* que afectan su rendimiento. Las raíces de la dinámica de sistemas se sitúan en los sistemas en diferencia y en las ecuaciones diferenciales (Forrester, 1980). En la dinámica de sistemas, es posible describir las propiedades y la dinámica de un sistema y la relación entre su estado futuro y su estado actual, por medio de un sistema de ecuaciones. Una ecuación diferencial (Gilbert & Troitzsch, 2005) sigue la forma:

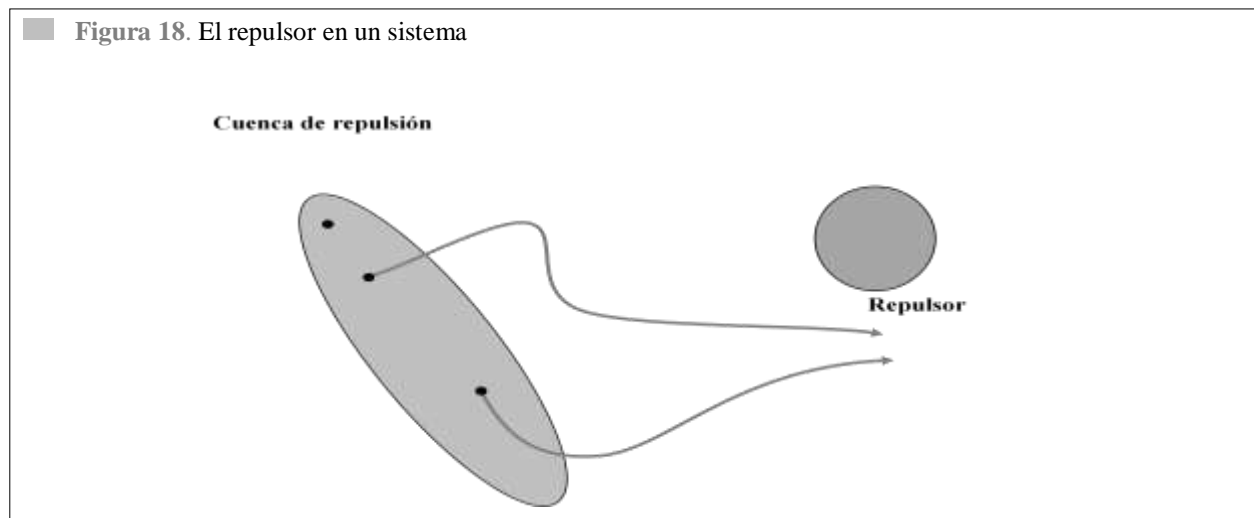
$$\dot{x}(t) = \frac{dx}{dt} = g(x(t); \vartheta) \quad (2)$$

En donde $\dot{x}(t)$ es el cambio de estado en el sistema en un periodo de tiempo infinitésimamente corto dt . Los cambios en el estado del sistema dependen del estado $x(t)$ en el tiempo t sobre un parámetro ϑ . Tanto x como ϑ pueden ser vectores, y ϑ es normalmente una función continua. Los diversos estados del sistema, derivados de sus estados iniciales debido a la dinámica del mismo sistema, pueden llegar a converger en una región limitada del espacio. A esta región se le denomina *atractor* y a la zona que contiene los distintos estados iniciales correspondientes a esas trayectorias convergentes se le conoce como cuenca de atracción (Lara-Rosano, 2011) (ver la figura 17).



Fuente: Elaboración propia con base en Lara-Rosano (2011).

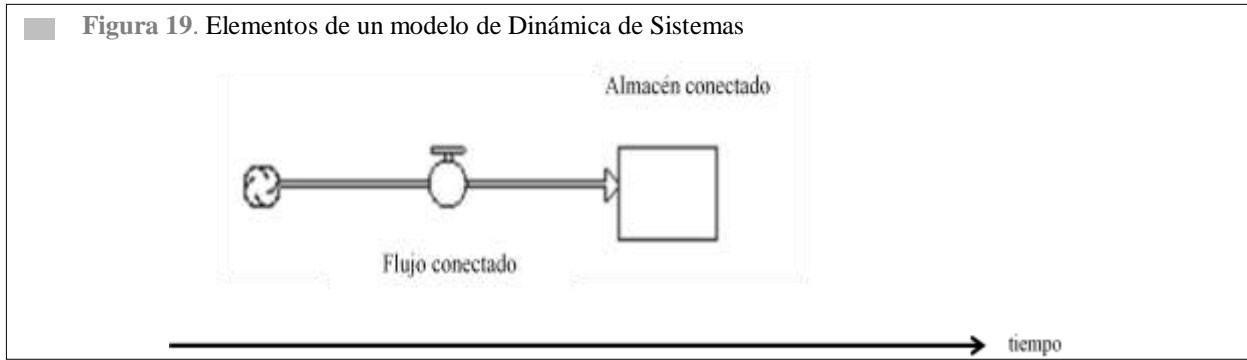
También puede suceder que las trayectorias no converjan en ninguna región, es decir, que su propia dinámica interna las aparte de una región limitada del espacio de estados. En este caso, a dicha región se le denomina *repulsor*, y los estados iniciales asociados a las trayectorias forman lo que se conoce como *cuenca de repulsión* (Lara-Rosano, 2011) (ver la figura 18).



Fuente: Elaboración propia con base en Lara-Rosano (2011).

Para el diseño de un sistema con base en el enfoque de dinámica de sistemas, es necesario identificar el conjunto de atractores y repulsores, y sus respectivas propiedades, a fin de diseñar y construir los atractores y repulsores hacia los cuales el sistema converge/diverge, respectivamente. Por otro lado, en dinámica de sistemas, el modelo de un sistema se representa mediante un conjunto de *flujos* y *almacenes* (ver la figura 19), los cuales provocan un cambio continuo en el sistema.

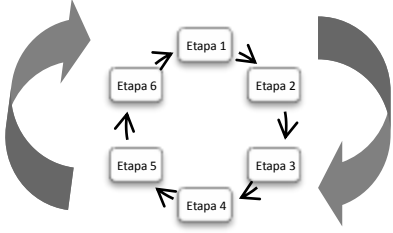
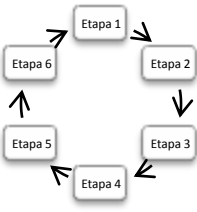
Figura 19. Elementos de un modelo de Dinámica de Sistemas



Fuente: Elaboración propia con base en Lara-Rosano (2011).

Es relevante indicar que en el enfoque de dinámica de sistemas, las entidades del modelo se presentan como cantidades continuas. En este caso, los modelos son generalmente determinísticos y las variables representan valores promedios. Tanto la no linealidad como los lazos de retroalimentación son partes esenciales de un modelo de dinámica de sistemas y por lo mismo son representados explícitamente dentro de cada modelo. Los marcos metodológicos que han sido utilizados en la dinámica de sistemas son el *proceso de la dinámica de sistemas* (Forrester, 1961) y la *dinámica de sistemas* (Sterman, 2000) cuyos autores, tipologías y etapas constituyentes se observan en la tabla 4.

Tabla 4. Marcos metodológicos de la Dinámica de Sistemas

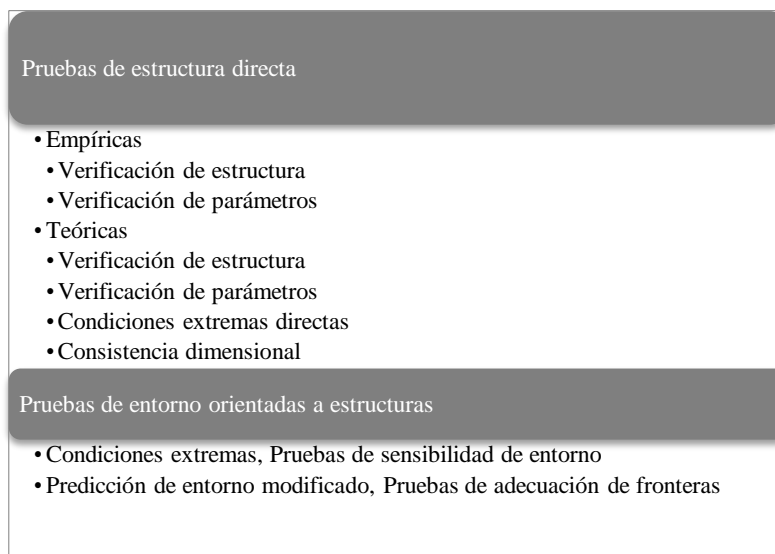
Metodología	Autores	Tipologías	Etapas
<i>Proceso de la Dinámica de Sistemas</i>	Forrester (1961), (1980) (1994)	Cíclica y recursiva 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Descripción del sistema 2. Convertir la descripción en ecuaciones de niveles y tasas 3. Simular el modelo 4. Diseñar políticas y estructuras alternativas 5. Discusión 6. Implementar cambios en las políticas y en las estructuras
<i>Dinámica de sistemas</i>	Sterman (2000)	Cíclica 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Articulación del problema 2. Formulación de hipótesis dinámicas 3. Formulación del modelo de simulación 4. Pruebas 5. Diseño de políticas y evaluación

Fuente: Elaboración propia.

El proceso de la dinámica de sistemas es cíclico y recursivo, en donde cada ciclo consiste de seis etapas bien definidas e inicia con la descripción del sistema. Después la descripción del sistema se convierte en ecuaciones de niveles y tasas, se simula el modelo mediante software de propósito específico tal como DYNAMO, PowerSim, Stella, VenSim y World, descritos en la Sección 2.5 de esta tesis. Y enseguida se diseñan políticas y estructuras alternativas. Posteriormente se discuten las políticas y las estructuras, y al final se implementan los cambios en cada una de ellas. Se repite el ciclo las veces que sea necesario. Por otro lado, la dinámica de sistemas solamente es cíclica e inicia con la articulación del problema. Posteriormente se formulan las hipótesis dinámicas y se implementa el modelo de simulación, se llevan a cabo las pruebas, y al final se diseñan y evalúan nuevas políticas.

La validación de modelos de simulación desarrollados con base en el enfoque de dinámica de sistemas, se ha llevado a cabo mediante *pruebas de estructura directa* (Forrester & Senge, 1980), *pruebas de entorno orientadas a estructuras* (Barlas, 1985; Forrester & Senge, 1980), y mediante las *pruebas de patrones de entorno* (Barlas, 1985; Forrester & Senge, 1980; Sterman, 1984). Las pruebas de estructura directa pueden ser de dos tipos: empíricas (verificación de estructura y verificación de parámetros) o bien teóricas (verificación de estructura, verificación de parámetros, condiciones extremas directas, y consistencia dimensional). Mientras que, entre las pruebas de entorno orientadas a estructuras se utilizan las pruebas de condiciones extremas, pruebas de sensibilidad de entorno, predicción de entorno modificado y pruebas de adecuación de fronteras (ver la figura 20).

■ **Figura 20.** Técnicas de validación de modelos de Dinámica de Sistemas



Fuente: Elaboración propia con base en Forrester & Senge (1980).

En la última década, se ha aplicado ampliamente la dinámica de sistemas en distintas áreas entre las cuales encontramos las siguientes:

- **cadena de suministro** (Sterman, 2000; Kumar & Nigmatullin, 2011; Xu & Li, 2011; Das & Dutta, 2013), optimización en la asignación de recursos (Graham & Ariza, 2003), logística (Tako & Robinson, 2012) y productividad (Lomi *et al.*, 1997);
- **ciencias sociales** (Dill, 1997);
- **desarrollo urbano** (Han *et al.*, 2009; Rehan *et al.*, 2014);
- **ecología** (Olabisi, 2010; Purnomo and Mendoza, 2011; Wei *et al.*, 2012; Machado *et al.*, 2013);
- **economía** (Meadows *et al.*, 1972; Lakshmanan, 1988; Tauheed and Wray, 2006);
- **educación** (Bruns *et al.*, 2003; Altamirano & van Daalen, 2004; Hanushek *et al.*, 2008; Serg, 2009);
- **energía** (Nail, 1973; Sterman, 1981; Bodger & May, 1992; Chowdhury & Shau, 1992; Anand *et al.*, 2005; Chi *et al.*, 2009; Kiani & Pourfakhraei, 2010; Li *et al.*, 2011; Ansari & Seifi, 2012; Qudrat-Ullah, 2013);
- **geografía** (Provitolo, 2005; Liu *et al.*, 2013);
- **gestión ambiental** (Mashayekhi, 1990; Deaton & Winebrake, 2000; Sgouridis *et al.*, 2011; Trappey *et al.*, 2012;) a nivel local (Stave, 2003; Khan *et al.*, 2009) y a nivel global (Saimonovic, 2002; Kojiri *et al.*, 2008);
- **gestión del agua** (Rehan *et al.*, 2001; Stave, 2003; Ho *et al.*, 2005; Zhang *et al.*, 2008; Fagan *et al.*, 2010; Bagheri *et al.*, 2010; Ahmad & Prashar, 2010; Susnik *et al.*, 2012; Zarghami & Akbariyeh, 2012; Rehan *et al.*, 2013; Rehan *et al.*, 2013; Yuand & Wang, 2014; Zhang *et al.*, 2014);
- **gestión pública** (Homer & St. Clair, 1991);
- **gestión de residuos sólidos** (Dyson & Chang, 2005; Cai, 2006);
- **innovación** (Milling, 2002);
- **migración** (Pedamallu *et al.*, 2012);
- **planeación de escenarios** (Geum, Lee & Parl, 2014);
- **reciclaje** (Zhao, Ren & Rotter, 2011);
- **regulación ambiental** (Dong *et al.*, 2012; Chaves *et al.*, 2013);
- **riesgos industriales** (Cooke, 2003; Leveson *et al.*, 2003; Kyung & Moosung, 2004);
- **seguridad** (Miang & Love, 2012; Bouloiz *et al.*, 2013);
- **sistemas de hospitales** (Koelling & Schwandt, 2005; Ghazvini & Shukur, 2013);
- **sistemas de negocios** (Sterman, 2000);
- **suministro del agua** (Adeniran & Bamro, 2010);
- **sustentabilidad** (Saysel, Barlas & Yenigun, 2002; Kunsch & Springael, 2008; Guest *et al.*, 2010; Chiung-Wen, 2012; Xu *et al.*, 2012; Xi & Leng Poh, 2013; Robalino-López *et al.*, 2014);
- **tecnología** (Chen *et al.*, 2012);
- **transporte** (Helfrich & Schade, 2008; Martino *et al.*, 2009; Chen *et al.*, 2009; Han *et al.*, 2010);
- **uso de la tierra** (Liu *et al.*, 2007).

Algunos resultados interesantes con respecto a la aplicación de dinámica de sistemas en el estudio de terminales marítimas de contenedores los encontramos en los trabajos desarrollados por Munitic, Simundig & Dvornik (2003); Engelen, Meersman & van de Voorde (2006); Grunow, Günther & Lehmann (2006); Ottjes, Veeke, Duinkerken, Rijssenbrij & Lodewijks (2006); Tu & Chang (2006); Sanders, Verhaeghe & Dekker (2007); Douma, Schutten, & Schuur (2009) y Lättilä (2009^a).

2.2.4. Modelación basada en agentes

A partir de la década de los 90's, la programación de agentes se convirtió en una parte importante de la simulación (Maes, 1994), emergiendo desde los campos de la complejidad, caos, cibernética, autómatas celulares y computación, con el propósito de simular y ayudar a examinar sistemas complejos organizados (Heat *et al.*, 2009), los cuales son difíciles de analizar debido principalmente a su comportamiento no lineal y sus dimensiones (Casti, 2005). Si bien, actualmente no existe una definición formal de lo que es un *agente*, el término se utiliza para describir programas auto contenidos que pueden controlar sus propias acciones con base en las percepciones de su entorno operativo (Huhns & Singh, 1998). De esta forma, el objetivo de la programación basada en agentes es crear programas que interactúen de forma inteligente con su entorno. Entre el software de propósito específico que se utiliza para programar agentes encontramos Netlogo, Repast, MASON, Sugarscape y otros descritos en la Sección 2.5 de esta tesis. Éstos tienen sus orígenes en las áreas de Inteligencia Artificial, especialmente en el subcampo de Inteligencia Artificial distribuida (Bond & Gasser, 1988; Chaib-draa, Moulin, Mandiau & Millot, 1992), cuyo objetivo ha sido el estudio de las propiedades de los agentes y el diseño de redes de interacción entre ellos. En la misma década de los noventa, Wooldridge & Jennings (1995) sugirieron que los agentes computacionales se caracterizaban típicamente por:

- **Autonomía:** los agentes poseían control directo de sus acciones y de su estado interno;
- **Habilidades sociales:** los agentes interactuaban con otros agentes a través de un lenguaje computacional;
- **Reacción:** los agentes eran capaces de percibir su entorno y responder a él. El entorno podía ser el mundo físico, un mundo virtual, o bien un mundo simulado que incluya a otros agentes;
- **Pro actividad:** debido a que los agentes reaccionaban a su entorno, ellos mismos debían tomar la iniciativa orientada a metas.

En efecto, los agentes poseen un grado de intencionalidad. De esta forma, su entorno debe interpretarse en términos de un vocabulario metafórico de creencias, deseos, motivos, y emociones, los cuales generalmente se aplican más en la descripción de personas que en la de programas computacionales. Algunos de los atributos que interesa modelar en los agentes son: *Conocimiento y creencias, inferencias, modelos sociales, representación del conocimiento, metas, planeación, lenguaje y emociones*. Un modelo típico basado en agentes contiene los siguientes cuatro elementos (Macal & North, 2011):

- **Agentes:** sus atributos y entorno;
- **Relaciones entre los agentes** y métodos de interacción;
- **Una topología de conectividad** que define el cómo y con quién interactúan los agentes;
- **Entornos de los agentes:** los *agentes* viven e interactúan con su entorno y con otros agentes.

En gran parte de los modelos basados en agentes, los propios agentes son capaces de moverse dentro de su entorno a través de sensores por medio de los cuales perciben a sus vecinos locales. Usualmente, la comunicación entre agentes se realiza por medio del envío de mensajes. Para esto, los agentes deben ser capaces de escuchar los mensajes que provienen de su entorno y de enviar mensajes hacia el entorno. Desde el punto de vista computacional, los modelos de agentes se diseñan para operar en paralelo. No obstante, en la mayoría de las ocasiones las simulaciones se han ejecutado en forma secuencial más que en forma paralela (Gilbert & Troitzsch, 2005). En la década reciente, se ha incrementado la atención en la modelación basada en agentes (ABMS) (Griffith, Long & Sept, 2010). Esta tendencia se hace evidente en el incremento del número de aplicaciones, contribuciones científicas publicadas, conferencias

internacionales que dedican un espacio a la modelación basada en agentes. En resumen, la aplicación de la modelación basada en agentes se recomienda en los casos en los cuales:

- Un problema puede representarse mediante agentes-cuando el objetivo sea modelar los entornos de los individuos de una población;
- Los agentes sean autónomos;
- Los agentes tengan interrelaciones con otros agentes, especialmente relaciones dinámicas;
- Sea importante para los agentes la referencia espacial y geo-espacial;
- Los agentes aprendan o bien se adaptan, igualmente las poblaciones;
- El pasado no prediga el futuro;
- El cambio en el proceso estructural necesite ser el resultado del modelo más que la entrada del modelo.

Los marcos metodológicos más relevantes, en términos de su aplicación que se han utilizado en el desarrollo de modelos basados en agentes se indican en la tabla 5.

■ **Tabla 5.** Marcos metodológicos de la modelación basada en agentes

Metodología	Autores	Tipologías	Etapas
<i>Gaia</i>	Wooldridge <i>et al.</i> (2000)	De cascada	Análisis y diseño
<i>Roadmap</i>	Juan <i>et al.</i> (2002)	De cascada	Análisis y diseño
<i>Prometheus</i>	Padgham y Winikoff (2002)	De cascada	Análisis, diseño, implementación, verificación y pruebas
<i>MASE</i>	DeLoach <i>et al.</i> (2001)	De cascada	Análisis, diseño, implementación, verificación y pruebas (parcialmente)
<i>Agent Oriented Relationships</i>	Wagner (2003)	De cascada	Análisis, diseño, e implementación
<i>OPM/MAS</i>	Sturm <i>et al.</i> (2003)	Evolutivo e incremental	Análisis, diseño y desarrollo
<i>MASSIVE</i>	Lind (2002)	Evolutivo e incremental	Análisis, diseño, implementación, verificación, pruebas y desarrollo
<i>Ingenias</i>	Gómez-Sanz y Pavón (2003)	Evolutivo e incremental	Análisis, diseño e implementación
<i>Tropos</i>	Bresciani <i>et al.</i> (2001) Giunchiglia <i>et al.</i> (2002)	Evolutivo e incremental	Análisis, diseño e implementación
<i>PASSI</i>	Cossentino y Sabatucci (2004)	Evolutivo e incremental	Análisis, diseño, implementación, verificación, pruebas y desarrollo
<i>Patter Oriented Modelling</i>	Grimm <i>et al.</i> (2005)	Cíclico y recursivo	Ciclo: Formulación de la pregunta, planteamiento de hipótesis, selección de la estructura del modelo, implementación del modelo, análisis del modelo. Comunicación del modelo

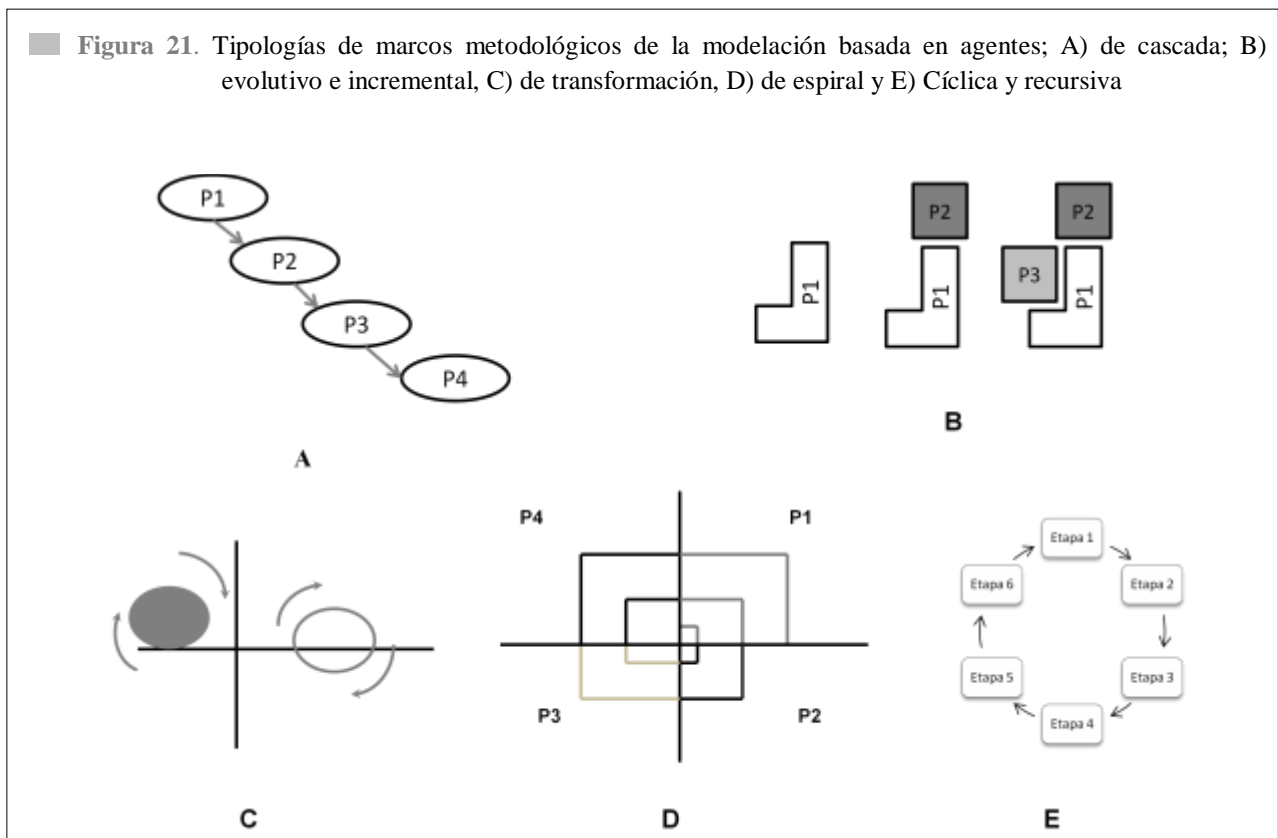
■ **Tabla 5.** Marcos metodológicos de la modelación basada en agentes (*continuación*)

<i>Ciclo de Modelación Topping</i>	Topping <i>et al.</i> (2010)	Cíclico y recursivo	Ciclo: Definición del modelo, criterios de desempeño, pruebas de datos de campo, estructura del modelo de computadora, prueba del modelo (patrones). Análisis de sensibilidad, documentación del modelo
<i>DESIRE</i>	Brazier <i>et al.</i> (2002)	De transformación	Análisis, diseño, implementación, verificación y pruebas (parciales)
<i>MAS</i>	Iglesias <i>et al.</i> (1997)	De espiral	Análisis, diseño, implementación, verificación y pruebas (parciales) y desarrollo

Fuente: Elaboración propia.

Los marcos metodológicos anteriores pueden ser de tipo cascada, evolutivo e incremental, de transformación, de espiral o bien, cíclicos y recursivos (ver la figura 21).

■ **Figura 21.** Tipologías de marcos metodológicos de la modelación basada en agentes; A) de cascada; B) evolutivo e incremental, C) de transformación, D) de espiral y E) Cíclica y recursiva



Fuente: Elaboración propia con base en Wooldridge, Jennings & Kinny(2000), Juan, Pearce & Sterling (2002), Padgham & Winikoff, (2002), DeLoach, Wood & Sparkman (2001), Wagner (2003), Sturm, Dori & Shehory (2003), Lind (2002), Gómez-Sanz & Pavón (2003), Bresciani, Perini, Giorgini, Giunchiglia & Mylopoulos (2001), Cossentino & Sabatucci (2004), Grimm & Railsback (2005), Topping, Hoye & Olesen (2010), Brazier, Jonker & Treur, (2002) e Iglesias, Garijo, González & Velazco (1997).

Por otro lado, de acuerdo con Ashby (1970) y Stanislaw (1986), todos los modelos son representaciones incorrectas de la realidad, por lo mismo, es necesario hacer énfasis en la validación de los modelos para de esta forma, asegurar que éstos son una representación apropiada de los sistemas reales de interés dados ciertos objetivos (Heath *et al.*, 2009). La verificación y validación de los modelos basados en agentes ha sido una tarea crítica (Axelrod, 1997; Moss & Davidsson, 2001) debido principalmente a las múltiples interacciones existentes entre las entidades o elementos, la frecuente emergencia de patrones en el sistema, y al hecho de que la simulación es sensible a la interacción entre los agentes. Como consecuencia, es difícil validar modelos basados en agentes utilizando técnicas tradicionales. De hecho, para validar un modelo basado en agentes es necesario verificar que las relaciones a nivel macro sean las esperadas y que los entornos a nivel micro sean una representación adecuada de la actividad de las entidades (Gilbert, 2004). Pero además, es necesario validar tanto el modelo conceptual como los resultados del modelo de simulación (Heath *et al.*, 2009). Al validar el modelo conceptual se puede conocer si el modelo es una representación apropiada de la realidad. Y los resultados del modelo de simulación deben validarse con respecto a los resultados del sistema real. Es por esto que desde su surgimiento, la validación y verificación de modelos basados en agentes ha representado un gran reto al campo de la simulación (Bianchi, Cirillo, Gallegati, & Vagliasindi, 2007) y sus investigadores. Sin embargo, se han propuesto algunos enfoques (ver la tabla 6), para llevar a cabo la validación y verificación. Estos enfoques provienen de las ciencias sociales, en donde la modelación basada en agentes ha tenido su mayor aplicación.

■ **Tabla 6.** Técnicas de V&V de la modelación basada en agentes

Niveles	Autores	Técnicas V&V
<i>Macro</i>	Carley & Gasser (1999)	<ul style="list-style-type: none"> • Verificación teórica • Validación externa • Validación entre modelos
	Schmid (2005)	<ul style="list-style-type: none"> • Teoría de la verdad
	Barreteau (2009)	<ul style="list-style-type: none"> • Modelación de vecinos
	Fagiolo <i>et al.</i> (2007), Moss (2008)	<ul style="list-style-type: none"> • Validación empírica
<i>De micro a macro</i>	Takadama <i>et al.</i> (2008)	<ul style="list-style-type: none"> • Comparación de modelo
	Hales <i>et al.</i> (2003), Axelrod (1997)	<ul style="list-style-type: none"> • Modelo a modelo
	Wilensky & Rand (2007)	<ul style="list-style-type: none"> • Réplicas
	Xiang <i>et al.</i> (2005)	<ul style="list-style-type: none"> • VOMAS (Systema virtual multi-agente)

Fuente: Elaboración propia.

Además de las aplicaciones en las ciencias sociales, economía y biología (Heath *et al.*, 2009), actualmente es muy común encontrar el uso de la modelación basada en agentes como una heurística prominente para solucionar problemas de optimización en el campo de la *I.deO.*, cuyos dominios son en gran medida *distribuidos, complejos y heterogéneos* (Madejski, 2007), específicamente en las áreas de tráfico y cadenas de suministro (Allan, 2010). En este caso, los modelos basados en agentes se diseñan con base en los siguientes dos esquemas:

- **Esquema físico:** los agentes representan las entidades físicas (por ejemplo trabajadores, machinas, recursos, vehículos) en un determinado problema;
- **Esquema funcional:** no existe relación entre los agentes y las entidades físicas. A los *agentes* se les asignan funciones con base en algunas reglas a fin de optimizar el entorno.

Pero también encontramos aplicaciones en las áreas de: negocios y organizaciones (North & Macal, 2007; Nilsson, 2006; Davidsson *et al.*, 2005), economía, infraestructura, poblaciones, sociedad y cultura, terrorismo, militar, biología y sistemas ecológicos (Allan, 2010; Moss & Davidsson, 2001; Sichman, Bousquet & Davidsson, 2003; Hales *et al.*, 2003; Davidsson, Logan & Takadama, 2005; Sichman & Antunes, 2006). Con relación a las aplicaciones de los modelos basados en agentes específicamente en el estudio de terminales marítimas de contenedores, encontramos los trabajos desarrollados por Rebollo, Julian, Carrascosa, & Botti (2001) quienes utilizaron un enfoque de simulación multi-agente para apoyar la gestión de una terminal de contenedores. En su propuesta, los agentes llevaban a cabo las tareas con base en un conjunto de metas. El problema de gestión que se resolvió fue el de la asignación automática de contenedores a fin de minimizar el tiempo de permanencia de las naves en los puertos marítimos. Por otro lado, Carrascosa, Rebollo, Vicente & Botti (2001) utilizaron el enfoque de simulación multi-agente para estudiar la gestión de la terminal de contenedores de un puerto marítimo, específicamente el problema de la asignación automática de contenedores. En su estudio, definieron cinco clases de agentes: el agente nave, el cual controlaba la carga y descarga de las naves por medio de una secuencia de procesos de programación de tareas; el agente de carga/descarga, el cual gestionaba la carga y descarga de todas las naves dentro del puerto; el agente servicio, el cual distribuía los contenedores en la terminal del puerto; el agente operativo, el cual optimizaba el uso de las máquinas, y además, el agente compuerta, que interactuaba con el transporte en tierra. También, Henesey (2002) propuso la mejora de la productividad de una terminal de contenedores a través de un enfoque multi-agente. En tanto que Thurston & Hu (2002) propusieron la automatización del puerto basada en una arquitectura de agentes, desarrollando un modelo de simulación basada en agentes mediante el lenguaje de programación Java para la carga y descarga de contenedores en las naves. Además, Sinha-Ray *et al.* (2003) propusieron un modelo basado en agentes para el estudio del transporte de contenedores desde un punto de vista de negocios. Lokuge, Alahakoon, & Dissanayake (2004) y Lokuge & Alahakoon (2004a, 2004b) llevaron a cabo una investigación utilizando el enfoque multi-agente para el problema de asignación de posiciones en el puerto. Incorporaron multi-agentes para las tareas de toma de decisión y lógica difusa para la toma de decisiones finales. Govindan, Tian & Howlett (2003) utilizaron un sistema de información conjuntamente con los principios de modelación basada en agentes para modelar los aspectos de seguridad en un puerto. Recientemente, Henesey, Davidsson & Persson (2009a) investigaron el movimiento de contenedores desde la nave y Henesey, Davidsson & Persson (2009b) estudiaron las diferentes políticas para la secuenciación de las actividades de la nave, la asignación de posiciones en el puerto, y el uso de reglas de acomodo de los contenedores. Lätilä (2009b) construyó dos modelos de simulación basados en dos diferentes enfoques de simulación, dinámica de sistemas y basada en agentes. Y Vidal & Huynh (2010) presentaron un modelo multiagente de la operación de los contenedores, que maximizaba la utilidad de los agentes mediante diferentes funciones de utilidad para propósitos de comparación.

2.2.5. Modelación híbrida

El término de *modelación híbrida* fue propuesto en 1983 por Shanthikumar & Sargent en la investigación de operaciones. Inicialmente, el término fue utilizado para describir los procesos de desarrollo de modelos de simulación y analíticos independientes del sistema total, desarrollando procedimientos para su solución, a fin de utilizarlos conjuntamente y con un costo-beneficio eficiente. Posteriormente, el término de modelación híbrida se siguió utilizando pero con el objetivo de describir las intervenciones de modelación basada en simulación mixta, es decir, la simulación que incluía más de un enfoque de modelación, sin tener en cuenta el uso de modelos analíticos. En las últimas dos décadas, fue de interés

comparar los diferentes enfoques de modelación basada en simulación, como lo sugieren los trabajos desarrollados por Brailsford & Hilton (2000); Chahal & Eldabi (2008); Morecroft & Robinson (2006); Sweetser (1999); Tako & Robinson (2009) y recientemente por Brito & Botter (2011). Con relación a la combinación de los diferentes enfoques de modelación basada en simulación, autores como Bennet (1985), Mingers & Brocklesby (1997), y Schultz & Hatch (1996), han llevado a cabo sus estudios obteniendo resultados interesantes. Como lo señalaron en su momento Rabelo, Helal, Jones & Min (2005); Helal & Rabelo (2004) y Robinson (2005), los enfoques de modelación basada en simulación, al menos eventos discretos y dinámica de sistemas, pueden complementarse uno al otro, ofreciendo las herramientas necesarias para la construcción de nuevos paradigmas de simulación necesarios para enfrentar los retos que plantean los sistemas complejos modernos (Brito & Botter, 2011). No obstante, en su propuesta los autores no especifican la forma en que dichos enfoques de modelación deben utilizarse (Morgan, Howick & Belton, 2011). En la tabla 7 presentamos un resumen acerca de las diferencias conceptuales, técnicas, prácticas y útiles entre los enfoques de simulación de eventos discretos, dinámica de sistemas y modelación basada en agentes con base en lo expuesto anteriormente.

■ **Tabla 7.** Diferencias conceptuales, técnicas y prácticas entre los enfoques *DES*, *SD* y *ABMS*

Ítem	DES	SD	ABM
<i>Perspectiva</i>	Analítico, por descomposición, énfasis en el detalle de la complejidad	Holístico, por descomposición, énfasis en la complejidad dinámica	Por síntesis, énfasis en los elementos del sistema y en sus interacciones
<i>Tiempo</i>	Discreto	Continuo	Discreto
<i>Espacio</i>	No es crucial	No es crucial	Crucial
<i>Ciclo de modelación</i>	Interactivo	Interactivo	Interactivo
<i>Bloques</i>	Colas y actividades	Lazos de retroalimentación	Agentes heterogéneos
<i>Configuración</i>	Redes de colas y actividades	Redes de flujos y almacenes	Redes de agentes
<i>Unidad de análisis</i>	Procesos	Estructura	Regla de interacción
<i>Generación del entorno</i>	Evolución de colas en ejecución de procesos	Retroalimentación y acumulación	Retroalimentación micro-macro-micro
<i>Naturaleza del modelo</i>	Estocástico	Determinístico	Estocástico
<i>Salidas del modelo</i>	Medidas de desempeño	Entendimiento de la estructura y el entorno	Entendimiento del entorno emergente
<i>Uso en la Investigación de Operaciones</i>	Desde 1960	Desde 1960 pero extensamente aceptado en los últimos 15 años (Brailsford 2008)	Desde 1990

Fuente: Elaboración propia.

2.3. Diseño de experimentos de simulación

El diseño de experimentos ha sido una herramienta muy poderosa en el estudio de los sistemas complejos. Por un lado, ha permitido mejorar la eficiencia⁹ y la economía de los procesos experimentales. Por otro lado, el uso de métodos estadísticos en el análisis de los resultados obtenidos les ha dado la objetividad científica a las conclusiones derivadas (Montgomery & Runger, 2003). Así, el diseño de experimentos es necesario en los experimentos con *sistemas reales*, y en los experimentos con *sistemas de simulación determinísticos y aleatorios* (Kleijnen, 2008b). Por una parte, el diseño de experimentos de sistemas reales ha estado basado principalmente en estadística matemática y tuvo su origen en los experimentos de agricultura en la década de los años veinte (Sir Ronald Fisher). Por otra parte, los experimentos de simulación determinísticos (Kleijnen, 2008b) han tenido su aplicación principalmente en el área de la ingeniería y de la química, en la simulación de aviones, automóviles y procesos químicos. En el caso de los experimentos de simulación determinísticos siempre se obtiene la misma respuesta del modelo de simulación a un valor de entrada dado. Contrariamente a lo que sucede en los experimentos de simulación aleatorios (Kleijnen, 2008a), en los cuales las entradas varían conforme a un generador de números aleatorios, obteniendo así un valor de salida del modelo de simulación diferente con cada valor de una entrada. A fin de facilitar el diseño de los experimentos en un proyecto de simulación, Barton (2004) sugirió una serie de pasos a seguir:

1. Definir los objetivos de los experimentos;
2. Identificar y clasificar las variables dependientes e independientes del modelo de simulación;
3. Seleccionar el diseño de experimentos; y
4. Validar las propiedades del diseño seleccionado.

Enseguida describimos con mayor detalle en qué consisten los experimentos de simulación aleatorios y de Montecarlo.

2.3.1. Experimentos de simulación aleatorios

Los experimentos de simulación aleatorios (*DASE*) se enfocan tanto en aspectos tácticos como en aspectos estratégicos de la experimentación. Entre algunos de los aspectos tácticos encontramos por ejemplo, la definición del número de réplicas pertinente y la longitud en tiempo de cada réplica (Kelton, 2000). Mientras que entre los aspectos estratégicos encontramos la definición de escenarios, su configuración, su interpretación y el análisis de los resultados (Kelton, 2000). Es de esta forma, que los experimentos de simulación aleatorios permiten mejorar la eficiencia y efectividad de los experimentos de simulación (Kleijnen, 2008a). En la revisión de la literatura acerca de los experimentos de simulación, además de los experimentos de simulación determinísticos y aleatorios, encontramos los experimentos de simulación Montecarlo que se describen enseguida.

2.3.2. Experimentos de simulación Montecarlo

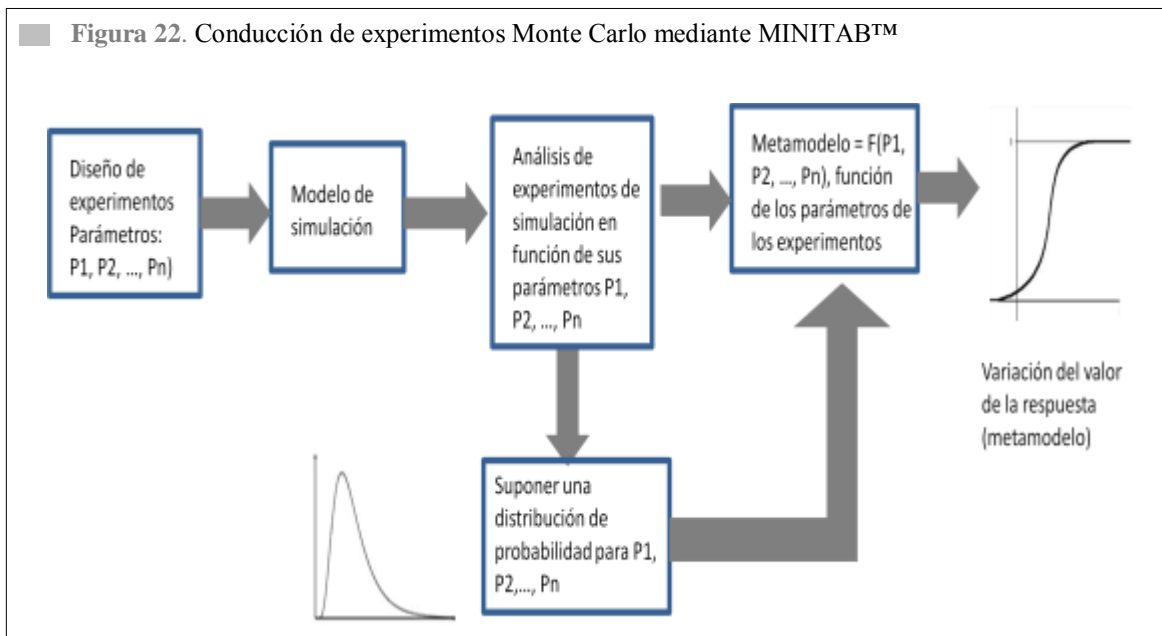
El método Monte Carlo fue inventado en la década de los años cuarenta por John von Neumann, Stanislaw Ulam y Nicholas Metropolis, durante su estancia de investigación en el Laboratorio Nacional Los Alamos. Desde entonces, el método Montecarlo ha sido utilizado ampliamente en muchos campos científicos como sugiere Ferrarini (2001) citando a Fishman (1995); Hammersley & Handscomb (1975) y Rubistein &

⁹ Correspondencia entre los recursos, los cursos de acción y los objetivos de los procesos experimentales (Lara-Rosano, 1990).

Kroese (2007). Los experimentos de simulación Monte Carlo hacen referencia a la conducción de experimentos de muestreo, ejecutados por una computadora, a fin de determinar la distribución de un estadístico bajo condiciones de hipótesis probabilísticas. Las hipótesis son tales que la distribución de los estadísticos no pueden ser calculados de forma cerrada. Por ejemplo, se puede hipotizar con respecto a una muestra de tamaño finito o una distribución de muestreo no estándar (Grier, 1987). La importancia de los experimentos de simulación Monte Carlo radica en que los datos de simulación son generados utilizando una distribución de probabilidad diferente a partir de una distribución verdadera (Sadowsky & Bucklew, 1989). Así, los experimentos Monte Carlo se pueden describir como métodos numéricos basados en un muestreo aleatorio.

¿Cómo se llevan a cabo los experimentos Montecarlo? Los experimentos de simulación Monte Carlo inician con la identificación de una distribución probabilística que se utiliza como la fuente de cada uno de los parámetros de entrada del experimento. Posteriormente, se seleccionan muestras aleatorias de cada distribución, las cuales representan los valores de las variables de entrada del modelo de simulación. Para cada conjunto de parámetros de entrada, se obtiene un conjunto de parámetros de salida. El valor de cada uno de estos parámetros de salida representa un escenario particular en la ejecución de la simulación. Entonces, se procede a coleccionar tales valores de salida a partir de diversas ejecuciones de las simulaciones. Al final, se ejecuta un análisis estadístico de los valores pertenecientes a los parámetros de salida. Agrupando los valores de los parámetros de salida por tamaño y desplegando los valores como un histograma de frecuencias se obtiene una forma aproximada de la función de densidad de probabilidad de una variable de salida. Los valores de los parámetros de salida se pueden utilizar como funciones empíricas, ya sea calculando los percentiles o bien otros estadísticos. Además, estos valores también pueden ajustarse a una función de probabilidad con sus respectivos estadísticos teóricos, los cuales pueden utilizarse más adelante para el desarrollo de intervalos de confianza (Raychaudhuri, 2008). Es importante notar que en general, durante varias décadas los experimentos de simulación Monte Carlo han sido reconocidos como una técnica matemática muy útil para el análisis de escenarios bajo incertidumbre y proporcionan una forma efectiva de llevar a cabo el análisis probabilístico de diferentes situaciones (Raychaudhuri, 2008).

Algunas de las ventajas de los experimentos de simulación Monte Carlo es que son fáciles de usar ya que al ser simuladas las muestras correspondientes al proceso estocástico se pueden obtener sus estimadores estadísticos correspondientes. Además, como la tasa de convergencia del método Monte Carlo no depende de la dimensión del problema, este método es muy atractivo para problemas de grandes dimensiones (Chena & Jeff Hong, 2007). El método Montecarlo es particularmente apropiado para sistemas estáticos, es decir, aquellos que no evolucionan en el tiempo (Lawson & Leemis, 2008), pero que sin embargo contienen elementos estocásticos. En contraste, la desventaja que presenta la aplicación del método Monte Carlo es la determinación del número de muestras para alcanzar un grado de exactitud, debido principalmente a que el error experimental asociado varía con el tamaño de las muestras y depende directamente del número de réplicas en la simulación. Por lo que, para alcanzar un cierto grado de exactitud, se debe mediar con la correlación entre las muestras individuales y con los parámetros que se desean estimar (Gilman, 1968).). Prácticamente, el método Monte Carlo puede aplicarse ya sea utilizando software de simulación que lo incluya como parte de sus diseños de experimentos como ANYLOGIC™, o bien, utilizando paquetes de análisis estadístico como MINITAB™. Utilizando MINITAB™, el procedimiento es como se ilustra en la figura 22.



Fuente: Elaboración propia.

Por otro lado, los métodos denominados Quasi-Monte Carlo hacen referencia a la versión determinística de los métodos clásicos Monte Carlo, en el sentido de que las muestras aleatorias del método Monte Carlo son reemplazadas por puntos determinísticos bien seleccionados (Al-Mharmah, 1998).

2.4. Documentación de modelos de simulación

Recordamos que el objetivo de la estandarización de la documentación de modelos de simulación no es estandarizar los enfoques de modelación sino más bien, asegurar que todos los aspectos de la modelación estén disponibles para los usuarios potenciales - organizaciones, académicos, y practicantes de la simulación y de la Investigación de Operaciones - de los modelos de simulación (Schmolke, Thorbek, De Angelis & Grimm, 2010). Así, al asegurar la disponibilidad de la información relativa a los modelos de simulación de una forma sencilla y clara, se espera que haya una mejor comprensión y difusión de los modelos de simulación. En esta dirección, presentamos los resultados de la revisión del Estado del Arte que se llevó a cabo acerca de los protocolos de documentación de modelos de simulación. Específicamente revisamos los protocolos *ODD*, *CoODD*, *TRACE* y *ODdox*.

2.4.1. Protocolo *ODD* de documentación de modelos de simulación

El protocolo *ODD*, *Overview, Design concepts and Details* (Grim *et al.* 2006; Grimm & Railsback, 2005; Railsback & Grimm, 2009), se define como una forma estándar para describir los modelos basados en agentes, facilita la escritura y lectura de su formulación así como su réplica. Los elementos del protocolo *ODD* (Grimm *et al.* 2010) se describen en la tabla 8.

■ **Tabla 8.** Elementos del protocolo *ODD*

Ítem	Elemento
<i>Perspectiva general</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Propósito • Entidades, variables de estado y escalas • Procesos de programación
<i>Conceptos de diseño</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Principios básicos • Emergencia • Adaptación • Objetivos • Aprendizaje • Predicción • Sensores • Interacción • Estocasticidad • Colectividad • Observación
<i>Detalles</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Inicialización • Datos de entrada • Submodelos

Fuente: Elaboración propia con base en Grimm et al. (2010).

Enseguida describimos con mayor detalle las distintas preguntas que se contestan en cada elemento del protocolo *ODD* (Grimm et al. 2010).

Perspectiva general

Propósito: ¿Cuál es el propósito del modelo?

Entidades, variables de estado, escalas: ¿Qué tipo de entidades incluye el modelo? ¿Mediante qué variables de estado o atributos se caracterizan dichas entidades?

Procesos de programación: ¿Quién hace qué y en qué orden? ¿Cuándo se actualizan las variables de estado? ¿Cómo se modelan?

Conceptos de diseño

Principios básicos: ¿En qué conceptos generales, teorías, hipótesis, o enfoques de modelación se basa el modelo?

Emergencia: ¿Cuáles salidas del modelo se modelan como emergentes de un entorno o individuos adaptivos?

Adaptación: ¿Qué reglas aplican los agentes para la toma de decisiones o el cambio de entorno como respuesta a los cambios en ellos mismos o en su entorno?

Objetivos: ¿Qué criterios utilizan los agentes para priorizar sus decisiones?

Aprendizaje: ¿La mayoría de los agentes cambian su adaptación en el tiempo como consecuencia de su experiencia? Si lo hace, ¿cómo lo llevan a cabo?

Predicción: ¿Cómo llevan a cabo la predicción de sus condiciones futuras? ¿Qué modelos internos usan los agentes para estimar sus condiciones futuras o las consecuencias de sus decisiones?

Sensores: ¿Qué variables de estado y de su entorno consideran los agentes para la toma de sus decisiones?

Interacción: ¿Qué tipo de interacciones asumen los agentes?

Estocasticidad: ¿Qué procesos son modelados como aleatorios o parcialmente aleatorios?

Colectividad: ¿Los individuos forman o pertenecen a agregaciones que son afectadas por individuos?

Observación: ¿Qué datos son colectados por los modelos basados en agentes para fines de pruebas, entendimiento, y análisis, cómo y cuándo se colectan?

Detalles

Inicialización: ¿Cuál es el estado inicial del modelo? ¿Cuántas entidades y de qué tipo se crean inicialmente? ¿Cuáles son los valores exactos de sus variables de estado?

Datos de entrada: ¿Utiliza el modelo como entrada fuentes externas tales como archivos de datos, u otros modelos para representar los procesos que cambian en el tiempo?

Submodelos: ¿Cuáles son los submodelos que representan los procesos de programación de tareas?

Como parte de la revisión del Estado del Arte acerca del uso del protocolo *ODD* en la documentación de modelos de simulación, revisamos 32 artículos. El primer artículo localizado fue publicado en 2007. En la Tabla 9 se indican los autores y detalles acerca de los modelos documentados.

■ **Tabla 9.** Modelos de simulación basados en agentes e individuos documentados mediante el protocolo *ODD*

Año	Autores	Documentación mediante el protocolo <i>ODD</i>
2007	Piou <i>et al.</i>	Un modelo basado en individuos, acerca de la dinámica de una población de cangrejos. El modelo lo desarrollaron partir de los patrones de densidad de datos reales observados en campo. En el estudio se incluyeron dos escenarios opuestos: con y sin competencia entre cangrejos.
2008	Yñiguez, McManus & DeAngelis	Un modelo basado en agentes acerca del crecimiento de algas. Lo interesante de su estudio fue la comparación que hicieron de los resultados obtenidos del modelo contra mediciones de campo.
2008	Berger <i>et al.</i>	Un conjunto de modelos que explicaban la dinámica de los ecosistemas de manglares. Por medio de diferentes escenarios de gestión y disturbios naturales proporcionaron algunos pronósticos acerca de la dinámica de dichos ecosistemas.

■ **Tabla 9.** Modelos de simulación basados en agentes e individuos documentados mediante el protocolo *ODD* (continuación)

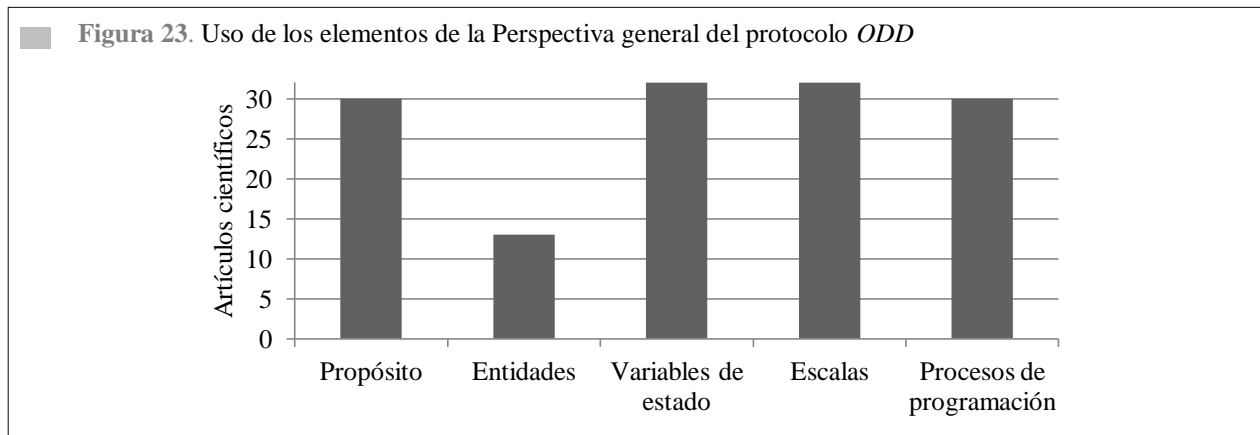
Año	Autores	Documentación mediante el protocolo <i>ODD</i>
2008	Caplat, Anand & Bauch	Un modelo basado en individuos que permitió la exploración de los efectos de la competencia en la dinámica de la población. Después, utilizando simulación estudiaron el cambio espacial y temporal en la dinámica de la población debido a la competencia simétrica.
2008	Conner, Ebinger, & Knowlton	Un modelo espacial basado en individuos que evaluaba diversas estrategias de control utilizadas y promovidas por coyotes. Dicho modelo proporcionó una herramienta para el apoyo en el desarrollo de estrategias de depredación más efectivas y aceptadas socialmente.
2008	Charles, Subtil, Kielbassa & Pont	Un modelo basado en individuos acerca de la dinámica de la población de bullhead. Los resultados de la simulación fueron comparados con los datos de campo y la robustez del modelo fue validada a través de un análisis de sensibilidad
2008	van Nes <i>et al.</i>	Un modelo basado en individuos que describía el crecimiento de los mejillones. A través del modelo se pudieron predecir las distribuciones de frecuencia de longitudes de los mejillones. El modelo se validó mediante un análisis de sensibilidad MonteCarlo
2009	Gusset <i>et al.</i>	Un modelo basado en individuos acerca de una población de perros salvajes en Sudáfrica para simular su complejidad social. Validaron el modelo y comprobaron que era lo suficientemente robusto ante la incertidumbre de parámetros.
2010	Bao Le, Jin Park & Vlek	Un modelo de simulación multiagente acerca de la dinámica espacial y temporal de asentamientos humanos en Vietnam para el apoyo en el diseño de políticas de uso de tierra e fin de mejorar los beneficios socio-económicos-ambientales a largo plazo
2010	Bonnell, Sengupta, Chapman & Goldberg	Un modelo basado en agentes para examinar el efecto de la distribución espacial de recursos en la transmisión de parásitos dentro de una población
2010	Galvao & García	Un modelo tridimensional basado en agentes que sirvió para estudiar la enfermedad de Chagas. El modelo incluía cinco diferentes agentes: <i>células inflamadas</i> , <i>fibrosis</i> , <i>cardiomyocyte</i> , <i>fibroblast</i> , y <i>Trypanosoma cruzi</i> . El modelo reproducía las fases de la enfermedad y el volumen ocupado por cada una de las células.
2010	Jeronimo de Almeida, Poley, Eiras, Obermayr & Geier	Un modelo basado en individuos acerca de la población de mosquitos y simularon diversos escenarios para determinar medidas efectivas para el control de su propagación.
2010	Griffith, Long & Sept	Un modelo de simulación basado en agentes que sirve para evaluar los patrones de entorno de dos especies <i>proto-humanas</i> que luchan por sobrevivir en un entorno dinámico en el Este de Africa.
2010	Naivinit, Le Page, Trébuil & Gajaseni	Un modelo de simulación basado en agentes para estudiar un sistema complejo adaptivo agro-ecológico-social bajo diferentes prácticas de agricultura en un período de tres años.
2010	Valbuena, Verburg, Veldkamp, Bregt, & Ligtenberg	Un modelo basado en agentes utilizado para simular el proceso de toma de decisiones (sembrar, no sembrar, diversificación de la siembra) de los distintos granjeros y su efecto en la estructura del territorio.
2011	Bert <i>et al.</i>	Un modelo basado en agentes para estudiar los impactos ambientales y sociales en los cambios del uso de suelo y las características de los sistemas de producción en las Pampas argentinas.

■ **Tabla 9.** Modelos de simulación basados en agentes e individuos documentados mediante el protocolo *ODD* (continuación)

Año	Autores	Documentación mediante el protocolo <i>ODD</i>
2011	Chion <i>et al.</i>	Un modelo basado en agentes para simular los movimientos de naves comerciales con base en las decisiones de los capitanes cuando ven ballenas cerca de las naves, en un entorno de parque marino.
2011	Filatova, Voinov & van der Veen	Un modelo basado en agentes para simular la emergencia de patrones de tierra urbanos y los precios de la tierra como resultado de las interacciones entre compradores y vendedores de dicha tierra.
2011	Grosman, Jaeger, Biron, Dussault & Ouellet	Un modelo basado en agentes para evaluar medidas de reducción de coaliciones en cruces de carreteras.
2011	McDonnell & Zellner	Un modelo basado en agentes para explorar la efectividad de políticas de un bus de tránsito rápido mediante diversos escenarios de simulación,
2011	Schreinemachers & Berger	Combinación de un software basado en agentes con programación matemática, para simular las decisiones en sistemas de agricultura y entender el efecto de la tecnología, dinámica del mercado, cambio ambiental y políticas de intervención en la población de agricultores.
2011	Smajgl & Bohensky	Un modelo basado en agentes, utilizando el protocolo <i>ODD</i> , para estudiar los cambios en los precios de combustible en una provincia de Indonesia. Como resultado, el modelo sugirió que la pobreza en la provincia se incrementa como respuesta a las reducciones en los precios de combustible.
2011	Zhang, Zhang & Bi	Un modelo basado en agentes para identificar la dinámica de la influencia de los costos de las transacciones en la eficiencia del mercado de emisiones artificiales de <i>dióxido sulfuroso</i> (SO ₂) en una provincia de China.
2012	Ali Omron, Gergs, & Berger	Un análisis de sensibilidad de los modelos de Persistencia de población pantera (PPP) y Modelo de forraje notonecta (NFM).
2012	Caillault <i>et al.</i>	Un modelo para explorar la influencia de las redes a múltiples escalas que afectan las decisiones de los agricultores y los cambios en la tierra.
2012	Chen <i>et al.</i>	Un modelo basado en agentes para estudiar los efectos de las normas sociales en los pagos por servicios ambientales
2012	Gao, Durnota, Ding & Dai	Un modelo basado en agentes para evaluar estrategias de gestión de la cuadratura urbana
2012	Liu & Ye	Un modelo basado en agentes para estudiar el entorno de las firmas y la dinámica de los factores que afectan su evolución.
2012	Mialhe, Becu & Gunnell	Un modelo basado en agentes para analizar la dinámica del uso de tierra como respuesta al entorno de los agricultores y cambios ambientales en Filipinas.
2012	Polhill, Gimona & Gotts	Un modelo basado en agentes para explorar el efecto del incremento en los incentivos gubernamentales para mejorar la biodiversidad, en el contexto de otras influencias en la toma de decisiones de la gestión de la tierra como son las aspiraciones, costos, y variación de precios.
2013	Hassani-Mahmoei & Parris	Un modelo basado en agentes para estudiar si la escasez de recursos generaba un incremento en la apropiación de recursos en ambientes donde los agentes adaptivos asignaban una fracción de sus esfuerzos a un entorno <i>depredador-presa</i> .
2013	Liu, Sibly, Grimm & Thorbek	Un modelo basado en individuos para representar las ubicaciones y los patrones de movimiento de ratones individuales. Por medio de la programación de aplicación de pesticidas predijeron el riesgo de la población debido a la exposición de pesticidas.

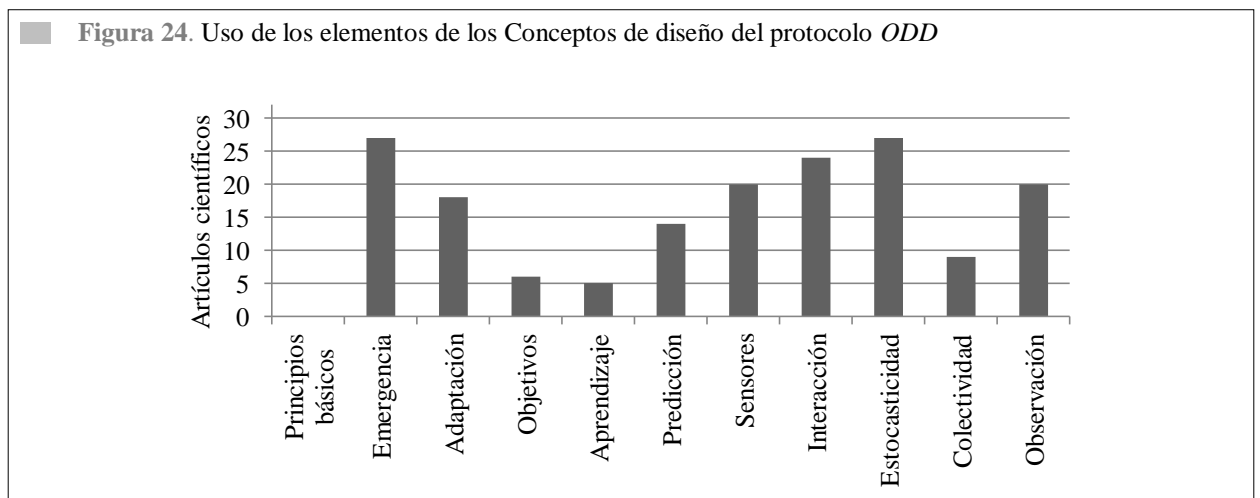
Fuente: Elaboración propia.

De la revisión del Estado del Arte considerando los 32 artículos anteriores, acerca del uso del protocolo *ODD* para documentar modelos basados en agentes o bien modelos basados en individuos, encontramos que en la práctica no se utilizan la mayoría de los elementos del protocolo en la descripción de un modelo. Así, observamos que de la *Perspectiva general*, el elemento que menos se utiliza es *entidades* (ver la figura 23). Es decir, no se describen las entidades que incluye el modelo. Más sin embargo, si se describen las variables de estado que caracterizan a las entidades del modelo. Este hecho implica más una confusión respecto a la definición de las entidades por parte de quienes documentan los modelos.



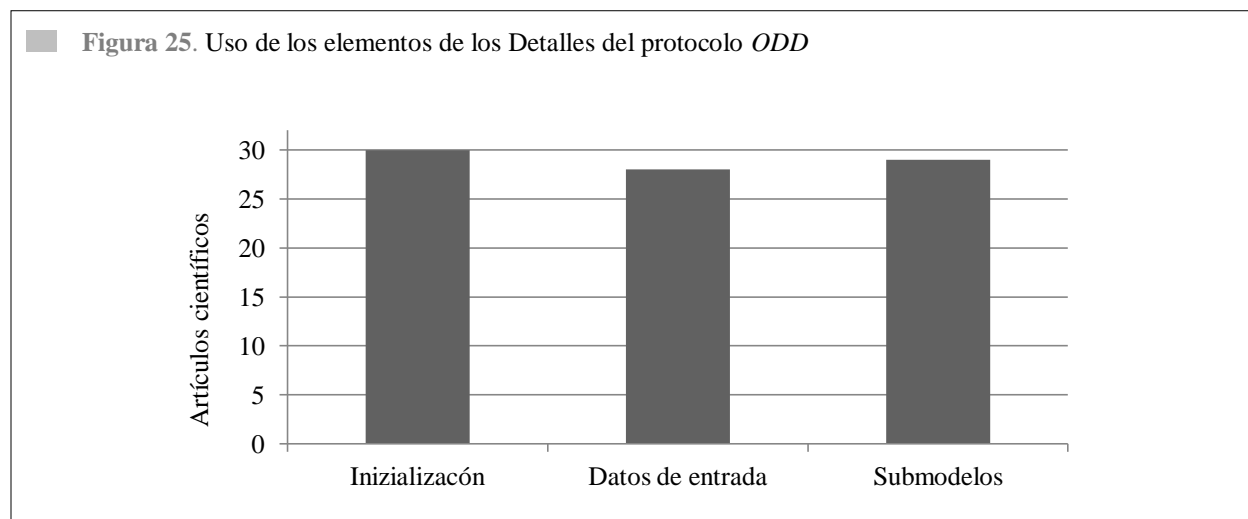
Fuente: Elaboración propia.

Por otro lado, los elementos de los *Conceptos de diseño* que se utilizan en menor proporción en la documentación de los modelos son *objetivos*, *aprendizaje* y *colectividad* (ver la figura 24). Es decir, que no se documentan los criterios que utilizan los agentes para priorizar sus decisiones, tampoco se indica cómo llevan a cabo los agentes su proceso de adaptación en el tiempo ni se describen la agregaciones conformadas por los propios agentes. Pero lo más preocupante es que no se documentan los conceptos generales, las teorías, hipótesis o enfoques de modelación en las cuales se basa el desarrollo de los modelos.



Fuente: Elaboración propia.

Y con respecto a los elementos de los *Detalles*, el elemento que menos se utiliza son los *datos de entrada* (ver la figura 25). Es decir, que en algunos casos se omite mencionar la fuente de los datos de entrada del modelo.



Fuente: Elaboración propia.

Evidentemente que la falta de documentación de la información antes mencionada relativa a los elementos del protocolo *ODD* conlleva a que los modelos de simulación no puedan ser reproducibles por parte de los modeladores y practicantes de la simulación, faltando al principio del método científico. Por consiguiente, los modelos de simulación se vuelven incomprensibles, no se difunden y por lo tanto, se pierde el conocimiento generado con ellos.

Siguiendo la misma línea de documentación de modelos de simulación, en los últimos años se han desarrollado tres extensiones del protocolo *ODD* que cubren otros aspectos y prioridades de la modelación basada en agentes: protocolo *CoODD*, *TRACE* y *ODdox*. A continuación hacemos una descripción de cada uno de estos protocolos.

2.4.2. Protocolo *CoODD* de documentación de modelos de simulación

El protocolo *CoODD-Collaborative ODD* (Khanh, Marilleau, Vihn & Fallah, 2011), hace énfasis en el uso del protocolo *ODD* en la simulación colaborativa. En este caso, se asume que los desarrolladores del modelo de simulación se localizan geográficamente en distintos lugares. En este caso, al protocolo *ODD* se le adicionan 4 etapas: 1) Simulador; 2) Perfil de usuario; 3) Aspectos de la aplicación; 4) Colaboración. El *simulador* es el software por medio del cual se obtiene una interacción colaborativa con otras personas acerca del modelo de simulación. Mientras que el *perfil del usuario* identifica los perfiles de los usuarios que deseen utilizar el *simulador*. Con base en los perfiles, se toma ventaja de habilidades personales de cada usuario a fin de mejorar los modelos de simulación. Por otro lado, los *aspectos de la aplicación* describen las metas científicas del modelo desarrollado mediante la colaboración de distintas personas. Se sugiere que el simulador multidisciplinario tenga distintas aplicaciones dependiendo de los objetivos de los usuarios. Además, en la *colaboración*, se especifica el cómo utilizar la información de las tres etapas anteriores para el intercambio entre los participantes (ver la tabla 10).

■ **Tabla 10.** Elementos del protocolo *CoODD*

Ítem	Elemento
<i>Perspectiva general</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Propósito • Entidades, variables de estado y escalas • Procesos de programación
<i>Conceptos de diseño</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Principios básicos • Emergencia • Adaptación • Objetivos • Aprendizaje • Predicción • Sensores • Interacción • Estocasticidad • Colectividad • Observación
<i>Detalles</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Inicialización • Datos de entrada • Submodelos
<i>Simulador</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Información general • Parámetros de entrada • Salidas
<i>Perfil de usuario</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Perfil de usuario
<i>Aspectos de la aplicación</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Aspectos de la aplicación
<i>Colaboración</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Responsabilidades • Colaboradores • Permisos • Plantilla de colaboración

Fuente: Elaboración propia con base en Khanh, Marilleau, Vihn & Fallah (2011).

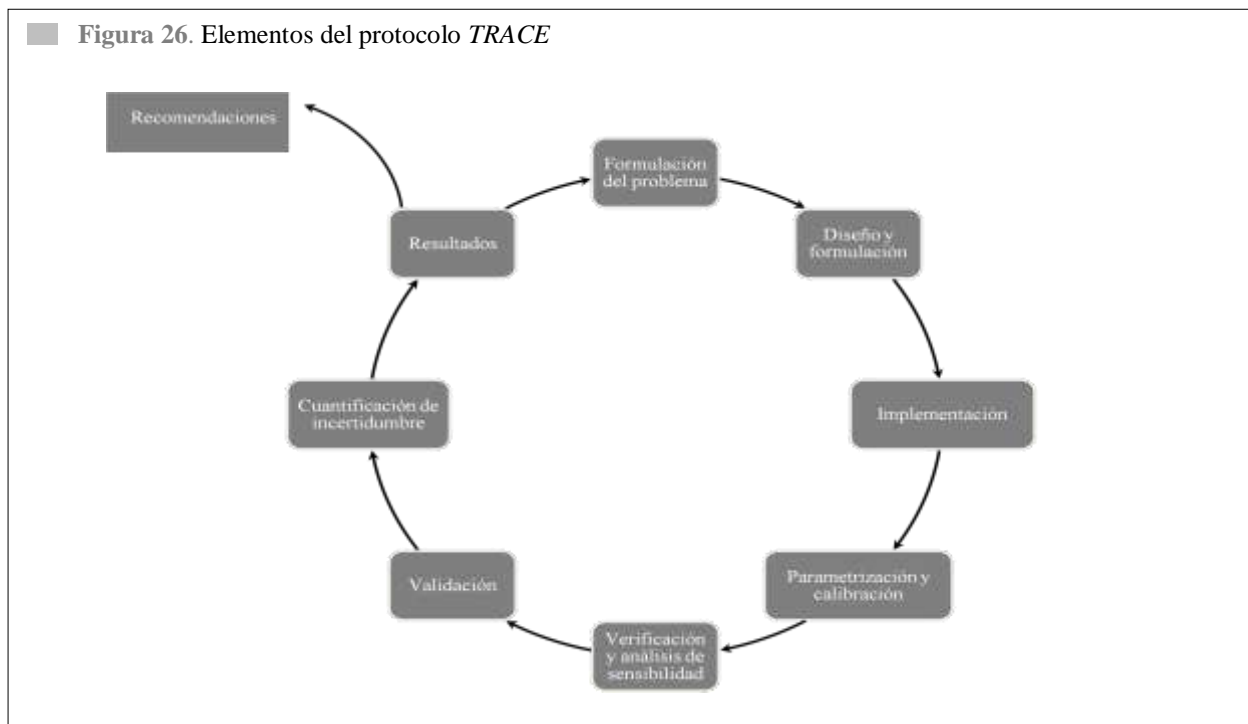
2.4.3. Protocolo *TRACE* de documentación de modelos de simulación
 Schmolke, Thorbek, De Angelis & Grimm (2010), propusieron el protocolo *TRACE*, *Transparent and comprehensive ecological modeling* como un formato estándar para la documentación del desarrollo del modelo, pruebas y análisis, y su aplicación. El formato *TRACE* contiene ocho elementos (ver la tabla 1), cuyo orden coincide con la secuencia de las tareas del ciclo de modelación iterativo, de esta forma se documenta no sólo la etapa del desarrollo del modelo como sucede en el caso del protocolo *ODD*, sino todo el ciclo de modelación (ver la figura 26). De esta forma el protocolo *TRACE* apoya a los tomadores de decisiones verificando se incluyan todos los aspectos de los modelos.

■ **Tabla 11.** Elementos del protocolo *TRACE*

Ítem	Elemento
<i>Desarrollo del modelo</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Formulación del problema • Diseño y formulación • Descripción del modelo • Parametrización • Calibración
<i>Pruebas y análisis del modelo</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Verificación • Análisis de sensibilidad • Validación
<i>Aplicación del modelo</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Resultados • Análisis de incertidumbre • Recomendaciones

Fuente: Elaboración propia con base en adaptado de Schmolke, Thorbek, De Angelis & Grimm (2010).

■ **Figura 26.** Elementos del protocolo *TRACE*



Fuente: Elaboración propia con base en adaptado de Schmolke, Thorbek, De Angelis & Grimm (2010).

A continuación presentamos una breve descripción de las actividades que se llevan a cabo en cada uno de los elementos del protocolo *TRACE* adaptadas de Grimm & Schmolke (2011).

Desarrollo del modelo

- **Formulación del problema.** Indica el contexto en el cual se utilizará el modelo y el tipo de usuarios del mismo, es decir, su dominio de aplicación;
- **Diseño y formulación.** Contiene la descripción del modelo conceptual, la descripción y justificación del enfoque de modelación seleccionado, las entidades y procesos representados por el modelo y las hipótesis acerca del sistema;
- **Descripción del modelo.** Se describe el modelo y su implementación a detalle. Se especifica el software, las plataformas y archivos utilizados;
- **Parametrización.** Incluye una lista de los valores de parámetros utilizados en el modelo, las fuentes de datos, la forma en que se calcularon los valores de los parámetros, así como las incertidumbres asociadas a cada parámetro;
- **Calibración.** Se documenta el conjunto de datos utilizados en la calibración, los parámetros calibrados, y se especifica el método de optimización utilizado.

Pruebas y análisis del modelo

- **Verificación.** Se verifica si el modelo trabaja de acuerdo a las especificaciones establecidas y se indica el tipo de prueba conducida;
- **Análisis de sensibilidad.** Se explora el comportamiento del modelo mediante la variación de los valores de parámetros y se documentan las combinaciones entre parámetros. Es importante justificar los rangos de valores de los parámetros y las combinaciones entre ellos;
- **Validación.** Se comparan las salidas del modelo y de los submodelos con datos empíricos que no se utilizan ni en la parametrización ni tampoco en la calibración. Se documentan las fuentes de datos, los submodelos validados y los métodos de validación aplicados.

Aplicación del modelo

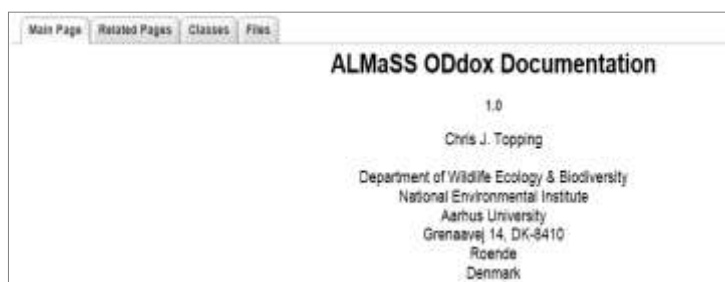
- **Resultados.** Se incluyen las salidas del modelo útiles para el informe de decisiones. Se hace una breve descripción de los experimentos de simulación conducidos y su correspondiente análisis;
- **Análisis de incertidumbre.** Se calcula la varianza y el ruido asociado a los datos empíricos. Se indica la incertidumbre asociada a la aplicación del modelo y de los submodelos, así como el peor y el mejor escenario;
- **Recomendaciones.** Incluye las conclusiones acerca del desarrollo, pruebas, análisis y aplicación del modelo.

2.4.4. Protocolo *ODdox* de documentación de modelos de simulación

Propuesto en Topping, Hoye & Olesen (2010), el protocolo *ODdox* combina una versión modificada del protocolo *ODD* con código de documentación mediante el software *doxygen*. Este último, utilizado para generar documentos por medio de lenguajes de programación C, C++, C#, Java, entre otros (van Heesch, 1997). El protocolo *ODdox* fue diseñado para proporcionar un método completo y flexible de documentación de modelos de simulación de grandes dimensiones a través de una interfaz amigable, beneficiando a los desarrolladores y usuarios de los modelos de simulación (Topping, Hoye & Olesen, 2010) La ventaja de protocolo *ODdox* sobre el protocolo *ODD* es que, el primero incluye comentarios acerca del código fuente del modelo, pero siguiendo ampliamente al segundo. De esta forma, los detalles del modelo se describen por medio de clases, métodos y variables utilizando *enlaces html* a las secciones relevantes del código fuente. Por consiguiente, la mayor parte de la documentación se coloca fuera de las

secciones tradicionales del protocolo *ODD* pero se enlazan a ellas por medio los enlaces html. La estructura del protocolo *ODdox* se caracteriza por divisiones lógicas de las entidades del modelo, basado en tipos de clases. En cada subdivisión existe una clase o bien un conjunto de clases enlazadas, y seis o siete secciones del protocolo *ODD* escritas precisamente para estas clases. En la sección de Interconexiones se incluyen los enlaces html. El protocolo *ODdox* fue utilizado en la documentación del modelo desarrollado y presentado por Topping, Thomas, Odderskaer & Aebischer (2010) en donde se simuló la dinámica de la población de la perdiz. Y recientemente se utilizó para documentar el modelo desarrollado por Parry *et al.* (2013) en el cual se simuló la respuesta de una población de pájaros al cambio en el paisaje.

Figura 27. Página principal de la aplicación del protocolo *ODdox*¹⁰



Fuente: Elaboración propia con base en la página electrónica del protocolo *ODdox*.

En la Tabla 12 presentamos un resumen acerca de los distintos protocolos de documentación de modelos de simulación de sistemas complejos.

Tabla 12. Protocolos de documentación de modelos de simulación

Protocolo	Autores	Elementos
<i>ODD</i> - Overview, Design concepts and Details	Grim <i>et al.</i> (2006); Grimm & Railsback, (2005); Railsback & Grimm, (2009)	<ul style="list-style-type: none"> • Perspectiva general • Conceptos de diseño • Detalles
<i>CoODD</i> - Collaborative <i>ODD</i>	Khanh, Marilleau, Vihn & Fallah (2011)	<ul style="list-style-type: none"> • Perspectiva general • Conceptos de diseño • Detalles • Simulador • Perfil de usuario • Aspectos de aplicación • Colaboración
<i>TRACE</i> - Transparent and Comprehensive Ecological Modeling	Schmolke, Thorbek, De Angelis & Grimm (2010)	<ul style="list-style-type: none"> • Desarrollo del modelo • Pruebas y análisis del modelo • Aplicación del modelo
<i>Ododox</i>	Topping, Hoye & Olesen (2010)	<ul style="list-style-type: none"> • Perspectiva general • Conceptos de diseño • Detalle <p style="text-align: right;">} Enlaces html</p>

Fuente: Elaboración propia.

¹⁰ http://www2.dmu.dk/almass/oddox/almass_oddox/v1_0/main.html

2.5. Software de simulación

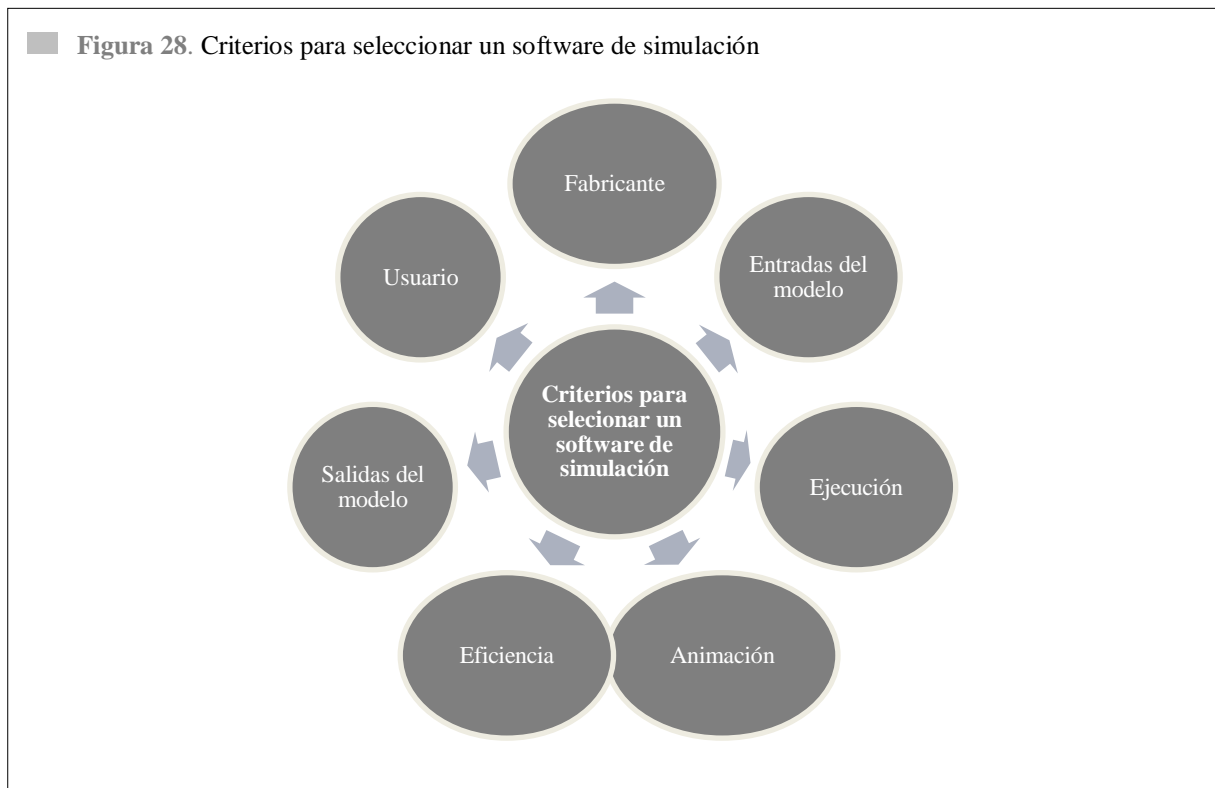
El avance tecnológico ha permitido el desarrollo de una gran variedad de software para la simulación de sistemas complejos mediante los enfoques de modelación *DES*, *SD* y *ABMS* (ver la tabla 13).

■ Tabla 13. Software de simulación *DES*, *SD* y *ABMS*

DES	SD	ABM
<ul style="list-style-type: none"> • @RISK; @RISK 5.5 • Analytica 4.2; • AnyLogic • Arena Simulation Software; • Bluesss • Clinical Trials Simulator • CSIM for Java • Decision Tools Suite • Emergency Department Simulator • Enterprise Portafolio Simulator • ExtendSim A • ExtendSim Suite • Flexsim; Flexsim CT • Flexsim HC • Fore Tell-DSS • GoldSim • Medmodel Optimization Suite • Micro Saint Sharp • Portafolio Simulator • Process Simulator • Project Simulator • Promodel Optimization Suite • Proof 3D; Proof 5 • PSM++; • QMS • REACT • Renque • Risk Solver • Risk Solver Platform • Risk Solver Premium • ServiceModel Optimization Suite • ShowFlow • Simcad • SIMIO • SIMUL8 Professional, • SIMUL8 Standar • SIMUL8 Web • SLIM • SLX • Stat::Fit • Tecnomatix Plant Simulation • Vanguard Business Analytics Suite • Vanguard Strategic Forecasting Suite • Vanguard System, WebGPSS, XLSim 3.0 	<ul style="list-style-type: none"> • Anylogic • DYNAMO • iThink • ModelMaker • PowerSim • SIMIO • Stella • VenSim • World 	<ul style="list-style-type: none"> • ABLE • AgentBuilder • AgentSheets • Anylogic • AOR • Ascape • Brahms • Breve • Construct • Cornas • Cougar • DeX • Digihive • ECHO_ECJ • FAMOJA • Framsticks • GPU Agents • GROWlab • iEcho • iGen • JABM • JCA-Sim • JADE • JANUS • JAMEL • JAS, JASA • jES • JESS • LSD • Madkit • MAGSY • MAML • MASON • MAS-SOC • MOOSE • Netlogo • OBEUS • OCARO-T • Omonia • Repast • SeSam • SimPort • Soar • Sugarscape, Swarm, ZEUS

Fuente: Elaboración propia.

Nuestro problema de decisión¹¹ entonces, se reduce a elegir alguno(s) de entre tantos. Sin embargo, ¿con base en qué criterios podemos seleccionar el software más adecuado a nuestros propósitos de modelación y simulación? Una respuesta a esta pregunta la sugieren Nikoukaran *et al.* (2009) quienes recomiendan que al seleccionar un software se tomen en cuenta algunos de los siguientes siete criterios: *el fabricante, el tipo de entradas del modelo, la ejecución de las simulaciones, el tipo y calidad de la animación de la simulación, la eficiencia de la simulación, el tipo de salidas requeridas para análisis, o bien el usuario* (ver la figura 28).



Fuente: Elaboración propia con base en Nikoukaran, Hlupi & Paul (2009).

En resumen, la revisión del estado del arte acerca de la modelación y simulación de sistemas complejos, nos señala que los actuales marcos metodológicos de modelación de sistemas complejos basada en simulación, son del tipo cíclico, recursivo, de cascada, evolutivos, incremental, de transformación o bien espiral. Estos marcos metodológicos hacen referencia al uso de un solo enfoque de modelación por lo que su alcance de estudio se centra solamente en algunos aspectos de los sistemas complejos. Asimismo, los actuales marcos metodológicos manejan una sola escala de tiempo y/o espacio y no hacen mayor énfasis en la validación de los modelos. Por lo tanto, en la mayor parte de los estudios se utiliza software de propósito específico.

¹¹ Dado un objetivo, se tienen varias alternativas, pero no se sabe cuál es la más adecuada (Lara-Rosano, 1990)

Actualmente, los protocolos de documentación de los modelos se aplican principalmente en las áreas biológicas mientras que en el área de la ingeniería su uso es escaso. Pero lo que es más crítico es que no existe un marco metodológico que guíe explícitamente el uso de los distintos enfoques de modelación basada en simulación.

Por consiguiente, proponemos que para enfrentar con éxito los retos que plantea el estudio de los sistemas complejos, caracterizados entre otros aspectos por la variedad de sus elementos constituyentes y las interrelaciones entre ellos, se requiere el uso de una variedad de enfoques de modelación y simulación. Para de esta forma describir a nivel global los fenómenos colectivos, entender a nivel local las reglas de interacción entre los elementos constituyentes de los sistemas, analizar probabilísticamente sus propiedades emergentes y llegar a conocer mejor los diferentes aspectos de los sistemas complejos.

Sugerimos que también es mandatorio desarrollar los modelos a diferentes escalas en tiempo y espacio. También se requiere hacer mayor énfasis en los procedimientos de documentación, validación y verificación de los modelos. Y en efecto, utilizar software de propósito general que permita la modelación a través de una variedad de enfoques.

Pero sobre todo, se demanda un marco metodológico que indique el cómo utilizar los diferentes enfoques de modelación en el estudio de los sistemas complejos. En esta dirección, se hace una aportación metodológica a la línea de investigación de modelación y simulación de sistemas complejos. Esta aportación se describe con mayor detalle en el siguiente capítulo de esta tesis, su aplicación a dos estudios de caso se presenta en el Capítulo 4 y su validación se presenta en el Capítulo 5.

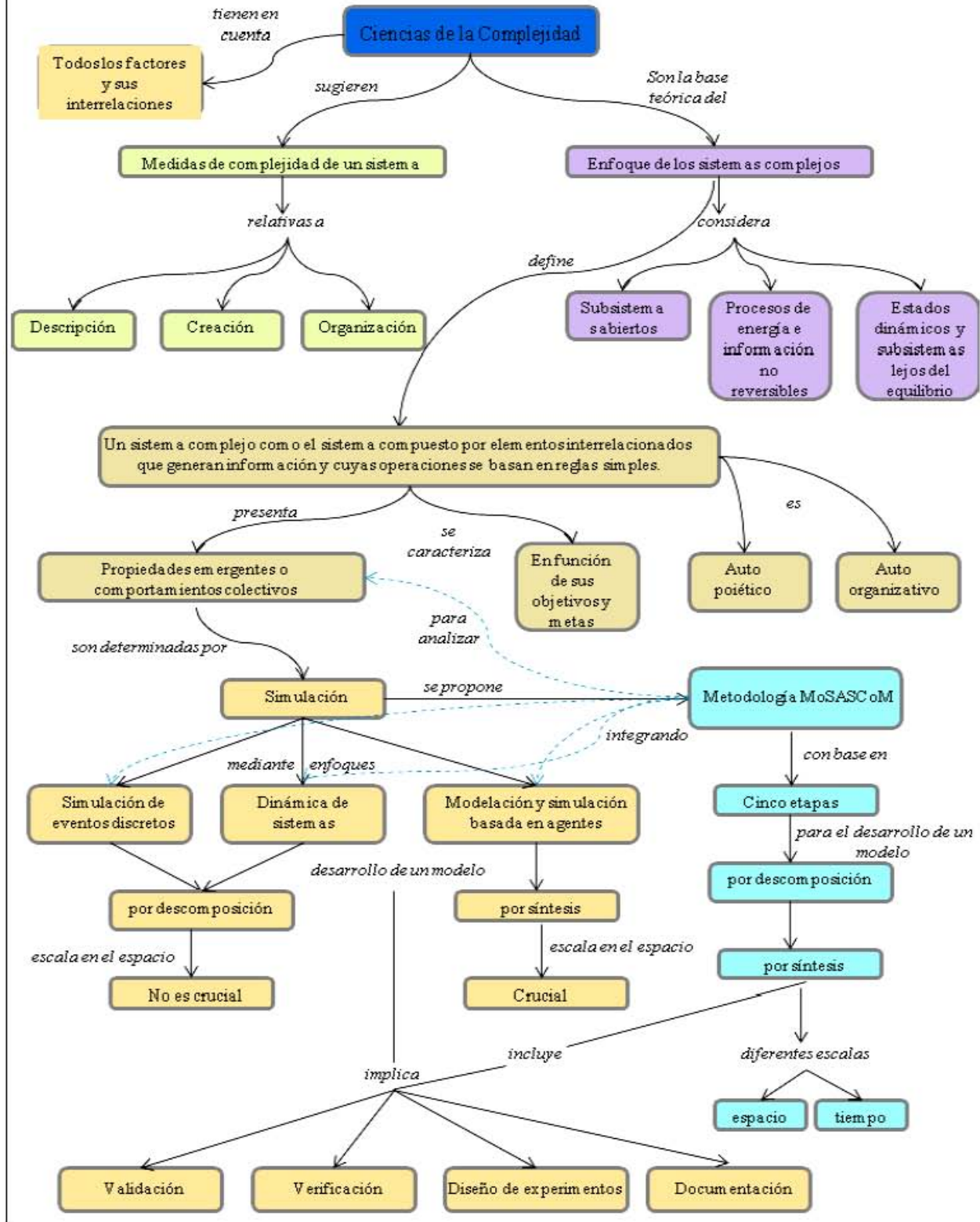
2.6.Marco teórico de referencia

Las disciplinas del conocimiento en las cuales está apoyado el marco teórico de la investigación doctoral son:

- la Teoría General de Sistemas;
- Ciencias de la Complejidad;
- la Cibernética;
- la Inteligencia Artificial;
- la Simulación;
- *I.de.O.*;
- la Teoría de Probabilidad;
- la Modelación Computacional; y
- la Modelación y simulación basada en Agentes.

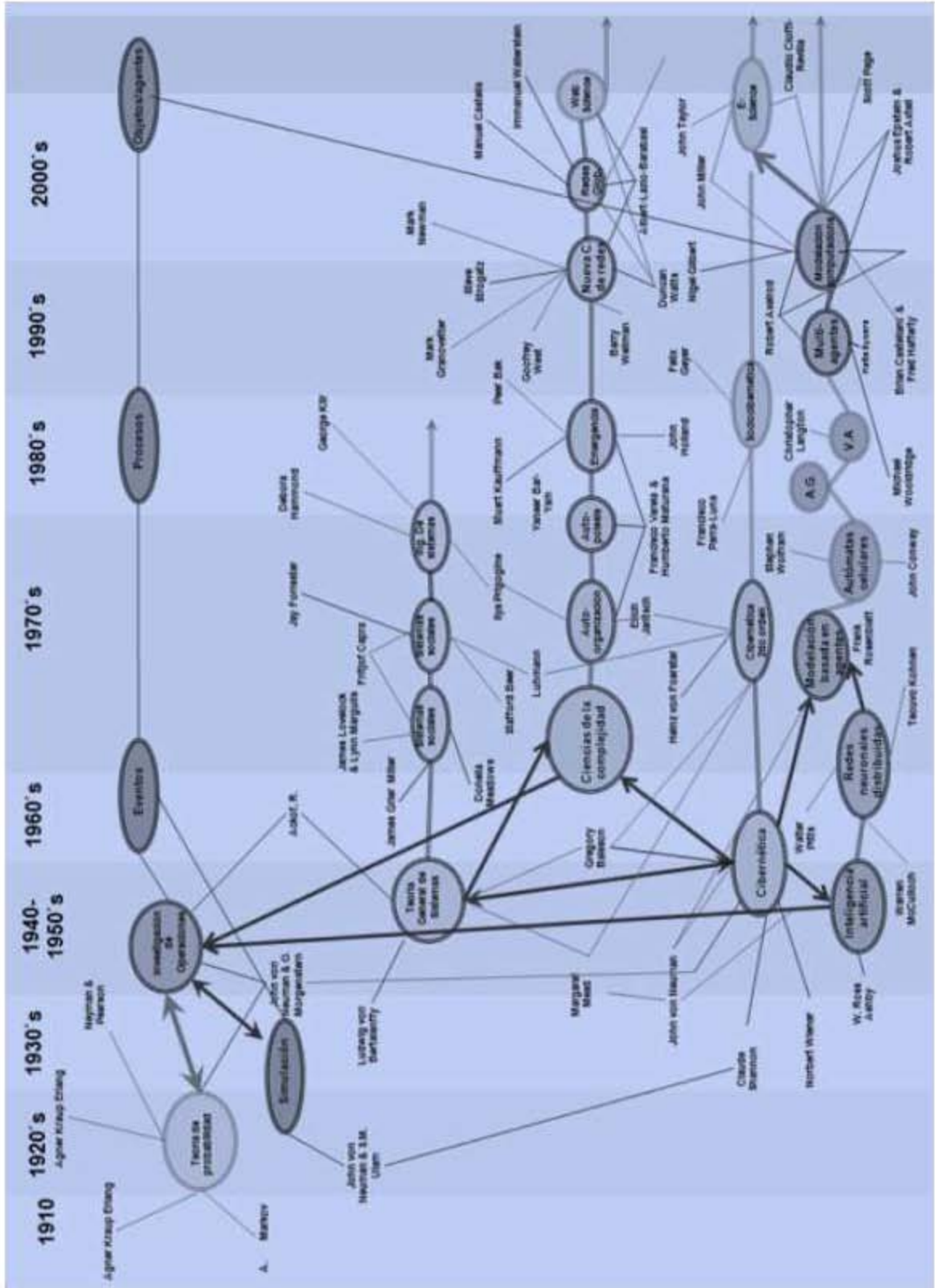
En la figura 29 presentamos el marco teórico, mientras que las interacciones entre las disciplinas en las cuales se apoyó éste último las ilustramos en la figura 30.

Figura 29. Marco teórico de referencia



Fuente: Elaboración propia.

Figura 30. Disciplinas del conocimiento que dan soporte al marco teórico



Fuente: Elaboración propia.

CAPÍTULO 3

METODOLOGÍA BASADA EN MODELOS DE SIMULACIÓN PARA EL ANÁLISIS DE SISTEMAS COMPLEJOS (*MOSASCOM*)

Las ideas nuevas se conciben en el intelecto individual, y es más probable que surjan allí donde abundan los intelectos bien entrenados y, sobre todo, allí donde se le conceda algún valor al intelecto.

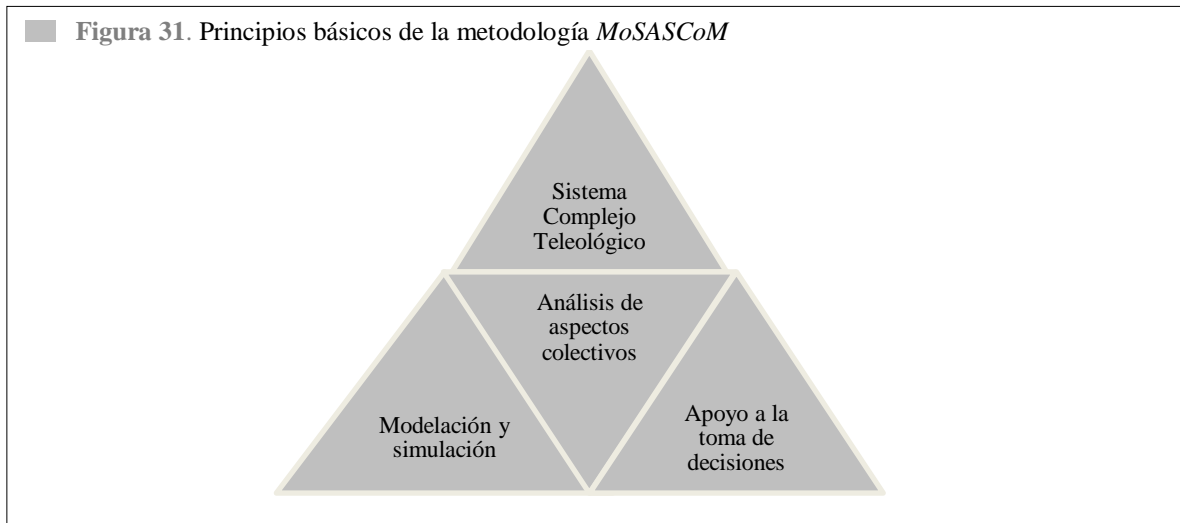
Norbert Wiener (1995)

Motivados por las limitaciones metodológicas existentes en la modelación y simulación de sistemas complejos para el estudio de sus propiedades emergentes debidas a la auto-organización de sus elementos individuales, expuestas anteriormente en el Capítulo 2 de esta tesis, proponemos que los modelos de simulación de sistemas complejos, caracterizados entre otros aspectos por la variedad de sus elementos individuales y las interrelaciones entre ellos, se deben desarrollar con base en una variedad de enfoques de modelación y simulación, para de esta forma enfrentar con éxito los retos que plantea su estudio, i) describiendo a nivel global los fenómenos colectivos; ii) entendiendo a nivel micro las reglas de interacción entre sus elementos; y iii) analizando probabilísticamente sus propiedades emergentes. También proponemos que los modelos de simulación de sistemas complejos se deben desarrollar a diferentes escalas en tiempo y espacio, y se debe hacer un mayor énfasis en los procedimientos de documentación, validación y verificación de los modelos de simulación.

Todo lo anterior se conjuga bajo un nuevo marco metodológico propuesto en esta tesis denominado **Metodología basada en Modelos de Simulación para el Análisis de Sistemas Complejos (*MoSASCoM*)**, cuyo propósito es guiar el proceso de modelación y simulación de sistemas complejos, de principio a fin, identificando los enfoques de modelación potenciales pertinentes y su correspondiente aplicación. En esta dirección, la metodología *MoSASCoM* combina los enfoques de modelación por descomposición y por síntesis. Se inicia con el desarrollo de un modelo conceptual y de simulación del sistema complejo real a nivel macro, especificando su estado global, es decir por descomposición. Después, se repite el ciclo *MoSASCoM*, ajustando los supuestos iniciales con base en la información relevante obtenida en el ciclo inmediato anterior, y así sucesivamente, hasta llegar a modelar los elementos constituyentes del sistema complejo bajo estudio y sus interrelaciones para modelar los aspectos del sistema mediante síntesis. De esta forma, en cada ciclo *MoSASCoM* se obtiene más información acerca del sistema complejo y en consecuencia, se obtiene también un mayor entendimiento acerca de sus propiedades macroscópicas, de las interrelaciones entre sus componentes y de sus propiedades emergentes. Como resultado, se obtiene un modelo conceptual y uno de simulación con menor incertidumbre.

Sugerimos el marco metodológico *MoSASCoM* como útil para la solución de problemas de sistemas complejos mediante el análisis de sus aspectos colectivos más probables, debido a ciertas condiciones iniciales. También como una herramienta metodológica para el desarrollo de modelos de simulación que apoyen a la toma de decisiones de organizaciones, académicos, practicantes de la simulación y estudiantes.

A continuación, presentamos a detalle la formulación de la metodología *MoSASCoM* como resultado del trabajo realizado en la Fase I de la estrategia de investigación que se siguió en la investigación doctoral. También presentamos los indicadores de desempeño utilizados para evaluar la aplicación de la metodología en estudios de caso.



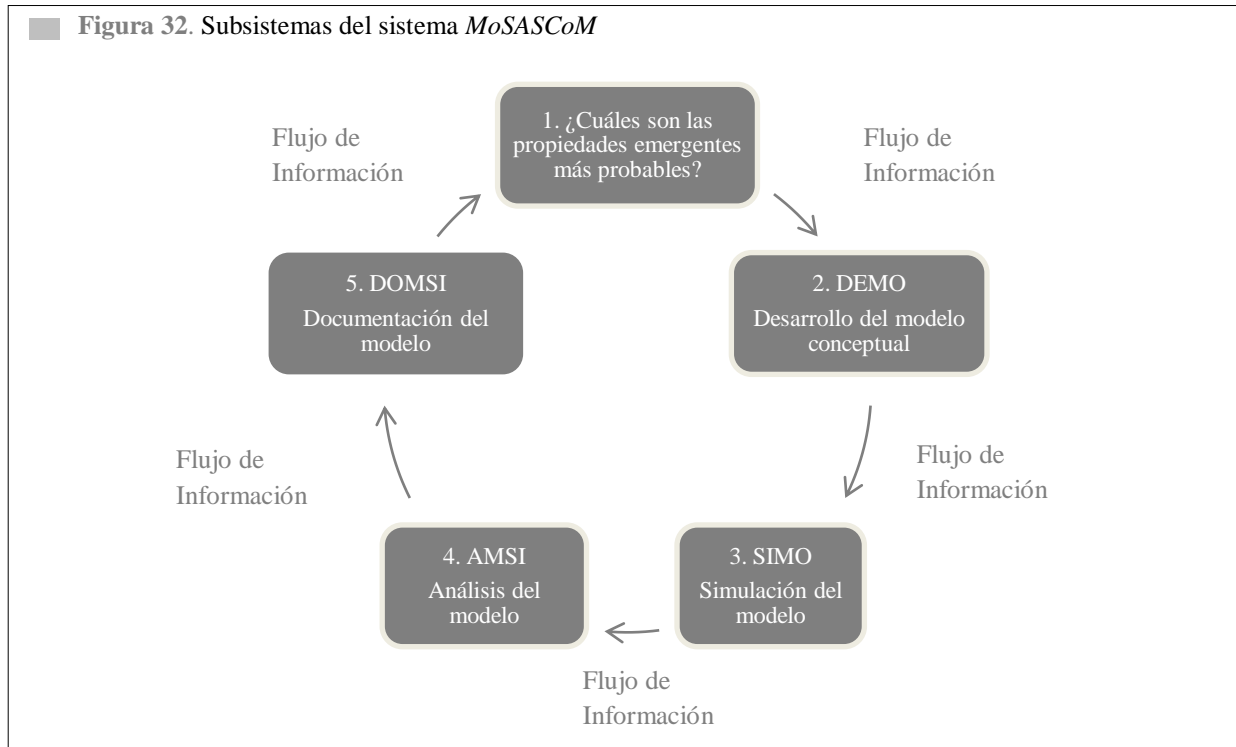
Fuente: Elaboración propia.

3.1. Formulación de la metodología *MoSASCoM*

La metodología *MoSASCoM* es por definición un marco metodológico cíclico y recursivo, constituido por cinco etapas perfectamente definidas, con base en el marco teórico de modelación de sistemas complejos, que permite analizar las propiedades emergentes más probables debido a ciertas condiciones iniciales, que soporta el desarrollo de modelos de simulación con características más cercanas a aquellas del sistema complejo real reduciendo la incertidumbre inherente, y que sirve de apoyo a la toma de decisiones de organizaciones, académicos, y practicantes de la simulación y de la *I.deO.*, quienes en la práctica de su profesión se enfrentan día con día con situaciones impredecibles que cambian con el tiempo y que están compuestas por *sistemas complejos de problemas* (Ackoff, 2010).

Por una parte, con la propuesta de recursividad en el ciclo *MoSASCoM* buscamos la mejora continua del modelo de simulación. Este hecho se logra mediante el ajuste de la resolución, variables de estado, procesos y parámetros del modelo con base en la información relevante obtenida en cada ciclo, reduciendo la incertidumbre asociada. Por otra parte, el ciclo *MoSASCoM* está constituido por cinco etapas: 1. *Pregunta base*; 2. *El desarrollo del modelo (DEMO)*; 3. *La simulación del modelo (SIMO)*; 4. *El análisis del modelo de simulación (AMSI)*; y 5. *La documentación del modelo de simulación (DOMSI)*. Debido a que entre cada una de las cinco etapas del ciclo *MoSASCoM* existe un flujo de información considerable, sugerimos que la comunicación adecuada de dicha información entre las distintas etapas, será la que permita mejorar la eficiencia y la robustez de la metodología.

Desde el pensamiento sistémico, la metodología *MoSASCoM* es un sistema cuyos subsistemas son las cinco etapas que la constituyen: 1. *Pregunta base*; 2. *El desarrollo del modelo (DEMO)*; 3. *La simulación del modelo (SIMO)*; 4. *El análisis del modelo de simulación (AMSI)*; y 5. *La documentación del modelo de simulación (DOMSI)*. Estos subsistemas a su vez están definidos por subsistemas interrelacionados de forma no lineal a varios niveles jerárquicos y determinan la estructura jerárquica de la metodología. A partir de las interrelaciones entre los subsistemas de la metodología *MoSASCoM* surgen propiedades operativas nuevas que sirven de apoyo al análisis de propiedades emergentes de sistemas complejos, las cuales no pueden explicarse a partir de las propiedades que existen en cada uno de sus subsistemas (ver la figura 32).



Fuente: Elaboración propia.

Entonces, la metodología *MoSASCoM* inicia con la pregunta base ¿cuáles son las propiedades emergentes más probables del sistema complejo bajo consideración? Para responder a esta pregunta, inicialmente se hacen supuestos a nivel macro especificando el estado dinámico global del sistema. Con base en los supuestos iniciales a nivel macro se desarrolla un modelo conceptual del sistema complejo real. En este caso, la pregunta base es la que define al modelo conceptual del sistema. Posteriormente, el modelo conceptual se implementa en computadora con base en un software de simulación. Después se diseñan y conducen experimentos de simulación y se analizan los resultados obtenidos de estos experimentos. Se documenta el desarrollo del modelo conceptual, su implementación en computadora que resulta en el modelo de simulación y su correspondiente análisis. Al final del ciclo *MoSASCoM* se obtiene mayor información acerca del sistema real y como consecuencia un mayor entendimiento acerca de sus propiedades macroscópicas y de las interrelaciones entre sus elementos constituyentes.

Enseguida, se repite el ciclo *MoSASCoM* ajustando los supuestos iniciales con base en la información relevante obtenida acerca del sistema con el ciclo inmediato anterior. Con este ajuste en los supuestos iniciales se espera una reducción de la incertidumbre del modelo conceptual del sistema complejo. Enseguida, se ajustan también algunos aspectos del sistema a una escala menor que la inmediata anterior. La escala debe ser en tiempo y espacio. Se implementa el nuevo modelo de simulación, se lleva a cabo un análisis más detallado acerca de sus propiedades emergentes y se documenta su desarrollo, implementación y los resultados de su análisis, y así sucesivamente. El objetivo que se persigue con la recursividad del ciclo *MoSASCoM* es que en cada ciclo se desarrollen dos modelos, uno conceptual y uno de simulación, del sistema complejo bajo estudio, lo más cercano a la realidad, reduciendo en cada ciclo *MoSASCoM* su incertidumbre inherente. Es importante señalar que la participación de los usuarios potenciales en el desarrollo de los modelos, conceptual y de simulación, es ampliamente recomendada (Moss, 2008) puesto que ellos son los que indicarán la satisfacción, desde su perspectiva, acerca de las respuestas a la(s) pregunta(s) base formulada(s). Al final se obtienen los diferentes aspectos teóricos, metodológicos, prácticos, operativos y de calidad del sistema complejo, modelados a escalas de tiempo y espacio más realistas. El criterio que determina el fin de la recursividad en la metodología *MoSASCoM*, punto en el cual se considera a un modelo lo suficientemente aceptable, está en función de los recursos como lo sugieren también Grimm & Railsback (2005) y de la satisfacción de los usuarios potenciales acerca de las respuestas a la pregunta base. Los recursos pueden ser de tipo humano, material, informático o bien tecnológico. Por otro lado, como se indicó en el Capítulo 2, para que un modelo de simulación sea aceptado por los usuarios, se deben cumplir dos aspectos: verificar su desarrollo y validar los datos de salida. En este sentido, la satisfacción de los usuarios con las respuestas a la pregunta base estará en función por una parte, de la verificación del modelo, y por otra parte, de los datos de salida del mismo. Es importante señalar que con el ciclo *MoSASCoM* no se pretende el desarrollo del modelo “perfecto”, sino de aquel que proporcione a los usuarios potenciales la información relevante acerca del sistema complejo real y que desde su perspectiva particular responda adecuadamente la(s) pregunta(s) base formulada(s) (ver la figura 33).

■ **Figura 33.** Generación de conocimiento para el análisis de las propiedades macroscópicas emergentes e interrelaciones entre los elementos constituyentes de sistemas complejos



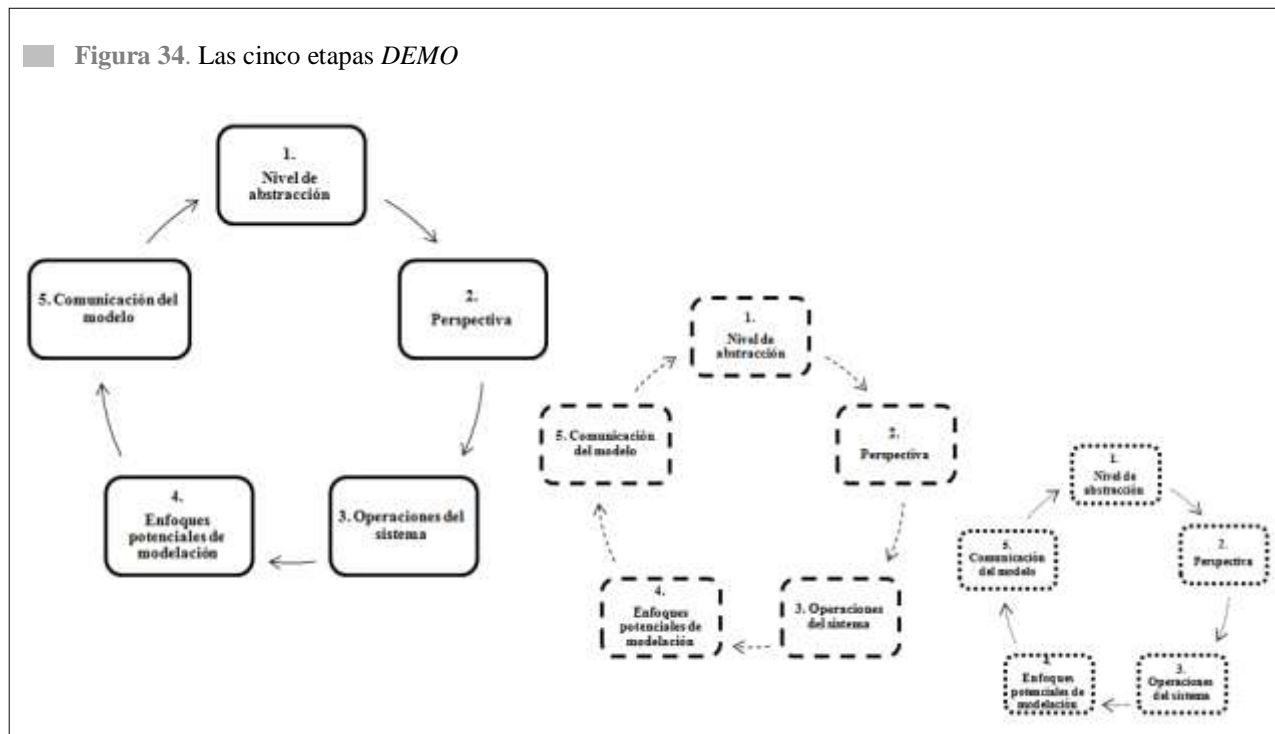
Fuente: Elaboración propia.

Enseguida se describen las características de las etapas del ciclo *MoSASCoM*; 2. *El desarrollo del modelo (DEMO)*; 3. *La simulación del modelo (SIMO)*; 4. *El análisis del modelo de simulación (AMSI)*; y 5. *La documentación del modelo de simulación (DOMSI)*.

3.1.1. Desarrollo del modelo (*DEMO*)

El desarrollo del modelo conceptual (*DEMO*) es la segunda etapa del ciclo *MoSASCoM*. Su objetivo es el diseño y desarrollo de un modelo conceptual a través de un ciclo también recursivo, conformado por cinco etapas (ver la figura 34):

1. *Nivel de abstracción;*
2. *Perspectiva;*
3. *Operaciones del sistema;*
4. *Enfoques potenciales de modelación;*
5. *Comunicación del modelo.*



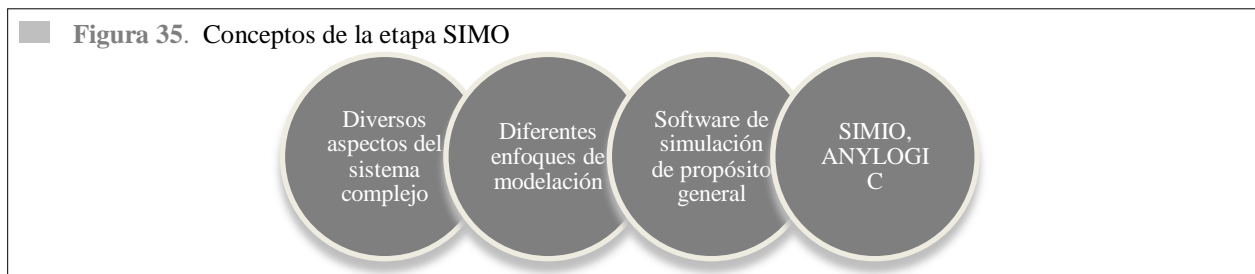
Fuente: *Elaboración propia.*

En la primera etapa *DEMO*, denominada *nivel de abstracción*, se especifica la información contenida en el modelo conceptual. Esta etapa depende directamente del modelador o desarrollador del modelo, así como del conocimiento e información que tenga éste acerca del sistema complejo real. En la segunda

etapa *DEMO*, denominada *perspectiva*, se incluye la información más relevante del sistema complejo. Mientras que en la tercera etapa *DEMO*, denominada *operaciones del sistema*, se especifican las operaciones del sistema complejo a modelar. En la cuarta etapa *DEMO*, denominada *enfoques potenciales de modelación*, se seleccionan los enfoques potenciales de modelación para el desarrollo del modelo conceptual, teniendo en cuenta, como se indicó en los capítulos anteriores de esta tesis, que cada enfoque de modelación simplifica diversos aspectos del sistema real (Meadows, 1980 y Pidd, 2003). Al final, una vez desarrollado el modelo del sistema, se comunica a la siguiente etapa de la metodología *MoSASCoM*, la etapa de simulación del modelo conocida como *SIMO*. Recomendamos iniciar con el desarrollo de un modelo a nivel macro, es decir, de los enfoques potenciales de modelación se deben seleccionar aquellos que permitan la modelación a nivel macro. Después, al repetir el ciclo *DEMO*, algunos aspectos se modelarán mediante otros enfoques hasta llegar al nivel micro. Se debe tener en cuenta que a medida que se detallan más algunos aspectos del sistema en el modelo, es decir, que se llegue a modelar a nivel micro las interacciones entre los elementos constituyentes del sistema complejo, se necesitarán más datos y por tanto más variables de estado, que en caso de no controlarse podrían ocasionar una mayor incertidumbre en los resultados del modelo en lugar de minimizarla. Lo anterior debido al efecto en la recursividad del ciclo *DEMO*. Es importante indicar que el fin que se persigue con la recursividad de la etapa *DEMO* es la obtención de información cada vez más relevante y selectiva acerca del modelo conceptual. Para ello, en cada ciclo *DEMO* se deben ajustar las variables de estado existentes, los parámetros del modelo, sus relaciones y proponer nuevos.

3.1.2. Simulación del modelo (*SIMO*)

La simulación del modelo (*SIMO*), es la tercera etapa del ciclo *MoSASCoM*. Esta etapa tiene como objetivos la selección del software de simulación y la implementación del modelo conceptual en una computadora mediante el software de simulación seleccionado (ver la figura 35).

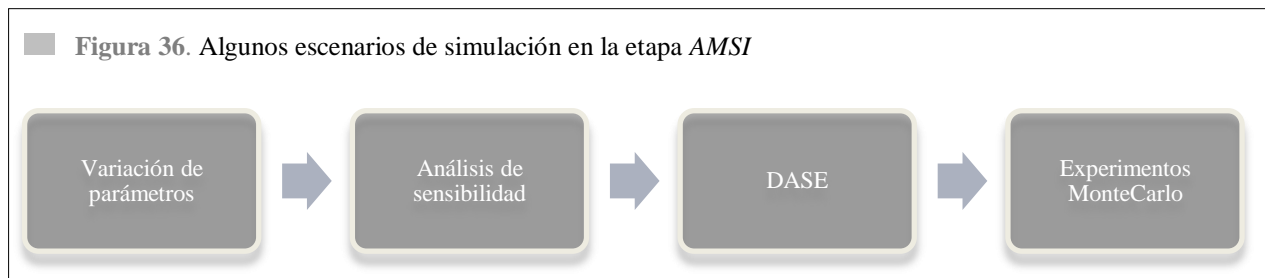


Fuente: Elaboración propia.

Debido a que se espera que los diferentes aspectos de un sistema complejo se modelen conceptualmente con base en más de un enfoque de modelación, en esta etapa sugerimos el uso de software de propósito general que permita este tipo de modelado, como ANYLOGIC™ o SIMIO™. En la situación en que todos los aspectos del sistema complejo se modelen con base en un solo enfoque, ya sea a nivel macro o a nivel micro, el software de simulación de propósito específico se puede seleccionar de la Tabla 13, presentada en el Capítulo 2. Una vez que el modelo se implementa en la computadora mediante un software de simulación, se procede a su análisis en la cuarta etapa del ciclo *MoSASCoM*, como se indica enseguida.

3.1.3. Análisis del modelo de simulación(AMSI)

La cuarta etapa de la metodología *MoSASCoM* es *AMSI* y es en esta etapa en donde se lleva a cabo la verificación y validación del modelo, se especifican los escenarios de simulación y se analizan sus resultados. El modelo se verifica, determinando en qué grado, tanto el modelo de simulación correspondiente al modelo conceptual como su implementación, son correctos y están libres de errores. Lo anterior se lleva a cabo con el apoyo de las herramientas de verificación incluidas generalmente en el software de simulación utilizado. El modelo se valida en el contexto de la pregunta base formulada y del nivel de incertidumbre aceptable en los resultados. Por otro lado, los escenarios de simulación se construyen con base en: 1) la variación de parámetros, 2) el análisis de sensibilidad, 3) los experimentos de simulación aleatorios (*DASE*), o 4) los experimentos Montecarlo (ver la figura 36). La importancia de éstos últimos radica en que los datos de simulación son generados utilizando una distribución de probabilidad diferente a partir de una distribución verdadera, como se indicó en la sección 2.3 de esta tesis



Fuente: Elaboración propia.

Dado que en la metodología *MoSASCoM* interesa analizar las propiedades emergentes debido a ciertas condiciones iniciales, es de gran interés el diseño y ejecución de experimentos Monte Carlo. Puesto que este tipo de experimentos de simulación hacen referencia a la conducción de experimentos de muestreo, es posible determinar la distribución de las propiedades emergentes bajo condiciones de hipótesis probabilísticas iniciales como se describe enseguida.

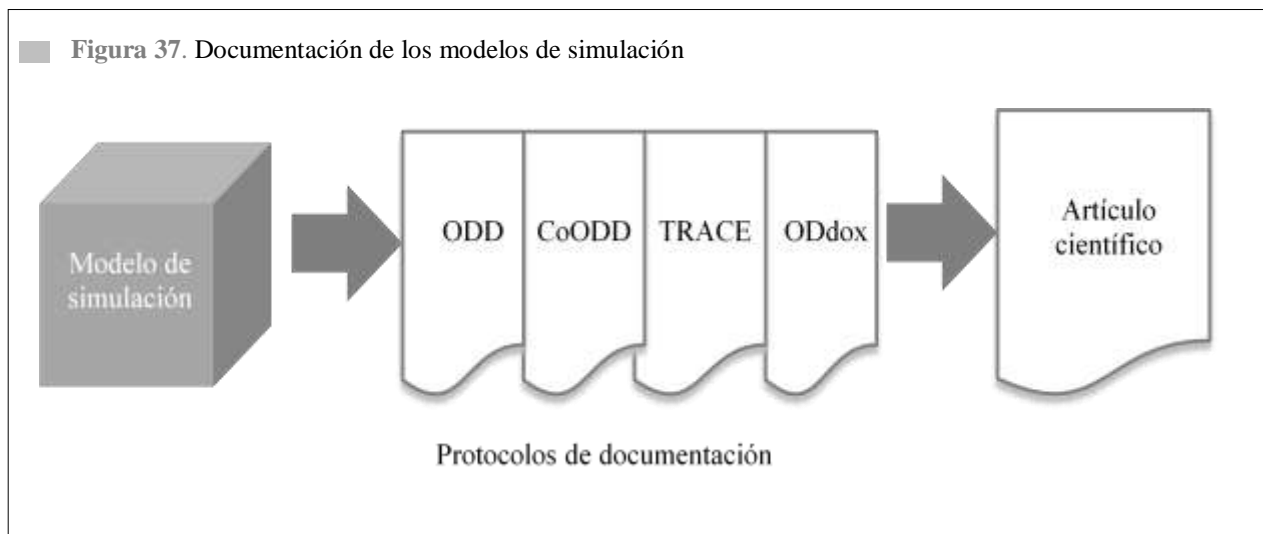
- i. Identificar una distribución probabilística, con base en datos aleatorios, que se utilice como la fuente de cada uno de los parámetros de entrada del experimento.
- ii. Seleccionar muestras aleatorias de cada distribución, que representen los valores de las variables de entrada del modelo de simulación.
- iii. Para cada conjunto de parámetros de entrada, obtener un parámetro de salida, es decir las propiedades que emergen en el sistema debidas a las hipótesis probabilísticas inicialmente supuestas en (i).
- iv. Ejecutar un análisis estadístico de los valores pertenecientes a las propiedades emergentes, agrupando los valores por tamaño y desplegando los valores como un histograma de frecuencias a fin de obtener una forma aproximada de la función de densidad de probabilidad correspondiente a las propiedades emergentes indicadas en (iii).

En la etapa *AMSI* se responde la pregunta base formulada en la etapa uno de la metodología *MoSASCoM*, con base en la verificación, validación del modelo y análisis de los datos de salida, a partir de la satisfacción de los usuarios potenciales con las respuestas a dicha pregunta y con base en los recursos disponibles, se determina la viabilidad de la continuación en la recursividad del ciclo *MoSASCoM*.

3.1.4. Documentación del modelo de simulación(*DOMSI*)

Con el objetivo de diseminar el conocimiento generado acerca de los modelos de simulación, éstos se documentan usando los protocolos *ODD* (Grim *et al.* 2006; Grimm & Railsback, 2005; Railsback & Grimm, 2009), *CoODD* (Khanh, Marilleau, Vihn & Fallah, 2011), *TRACE* (Schmolke, Thorbek, De Angelis & Grimm, 2010) y *ODdox* (Topping, Hoye & Olesen, 2010). De la Sección 2.4 de esta tesis, conocemos que mediante el protocolo *ODD* es posible documentar el desarrollo de un modelo de simulación. Si esta documentación se lleva a cabo de forma electrónica mediante enlaces html entonces se utiliza el protocolo *ODdox*. Utilizando el protocolo *TRACE* además del desarrollo del modelo de simulación también es posible documentar las pruebas, análisis y aplicación del mismo. En la situación en que un modelo de simulación se desarrolle de forma colaborativa entre varios participantes, éste se documentaría mediante el protocolo *CoODD*. Así, todas las actividades del ciclo *MoSASCoM* se ponen a disposición de los usuarios, tomadores de decisiones y/o comunidad científica.

Al asegurar la disponibilidad de la información relativa a los modelos de simulación de una forma sencilla y clara, mediante los protocolos de documentación antes mencionados, se espera que haya una mejor comprensión y difusión de los modelos de simulación desarrollados a través de la metodología *MoSASCoM*. Es importante recordar que la documentación de los modelos de simulación sirve también de apoyo para la publicación de los modelos de simulación en artículos científicos.



Fuente: Elaboración propia.

Una vez que hemos formulado la metodología *MoSASCoM*, es importante señalar las situaciones en que es pertinente su uso. En esta dirección, recomendamos ampliamente el uso de la metodología *MoSASCoM* en los casos en que:

- Un problema dado pueda representarse como un sistema complejo teleológico, con objetivos bien definidos y cuyo pasado no pueda predecir su futuro;
- Interese conocer tanto las propiedades del sistema complejo a nivel macro como las interrelaciones de sus elementos a nivel micro;
- Se pretenda entender los fenómenos colectivos del sistema complejo que surjan debido a las interacciones locales entre sus elementos;
- Se conozca la información relativa a los diferentes niveles estructurales del sistema complejo y las interrelaciones entre éstos;
- Se aplique más de un enfoque de modelación;
- Se requiera documentar el modelo de simulación de un sistema complejo.

3.2. Evaluación de la metodología *MoSASCoM*

Dado que la metodología *MoSASCoM* tiene como propósito guiar el proceso de modelación de sistemas complejos, identificando los enfoques de modelación potenciales pertinentes y su correspondiente aplicación, sus salidas son diversos modelos del sistema complejo real y los resultados del análisis de sus propiedades emergentes más probables debido a ciertas condiciones iniciales. Debido a que entre los procesos de la metodología existe un gran flujo de información, decisiones y acciones contextualizadas que contribuyen a mejorar el entendimiento del sistema, consideramos que es importante evaluar dicha información en función de su eficacia (Checkland & Scholes, 1990), eficiencia¹²(Checkland & Scholes, 1990), efectividad (Checkland & Scholes, 1990)¹³, utilidad y costos.

En esta dirección, proponemos los siguientes indicadores de desempeño con base en las preguntas deseables a contestar.

- **Eficacia** ¿Las acciones ejecutadas en cada etapa de la metodología *MoSASCoM* llevan a obtener un mayor entendimiento acerca del sistema complejo modelado? ¿Permiten entender su dinámica global y las interrelaciones entre sus elementos constituyentes? ¿Permiten responder la pregunta base de una forma aceptada por los usuarios potenciales? ¿La metodología *MoSASCoM* permite identificar nuevos fenómenos no pre establecidos por el modelador?
- **Eficiencia** ¿Los recursos humanos, tecnológicos, informáticos, y de datos, utilizados en las acciones de las etapas de la metodología *MoSASCoM* llevan a obtener un mayor entendimiento acerca del sistema real?; ¿Qué recursos tecnológicos e informáticos son los requeridos en el uso de la metodología *MoSASCoM*?; ¿Cuántos recursos humanos se necesitan durante la implementación de la metodología?; ¿Cuántos enfoques de modelación y simulación se utilizan?; ¿Cómo se lleva a cabo el proceso de modelación y simulación de sistemas complejos mediante la metodología *MoSASCoM*?; ¿Cómo se reduce la incertidumbre de los modelos desarrollados?; ¿Porqué se aplica más de un enfoque de modelación y simulación?

¹² Mediante descripciones (*quién, qué, cuándo, dónde, cuántos*), instrucciones (*cómo*) y explicaciones (*por qué*) es posible aumentar la eficiencia (Ackoff, 2010).

¹³ Tanto la eficiencia como efectividad de un sistema están en función de uno o más metas u objetivos (Ackoff, 2010). La efectividad está dada en función de: 1) la eficiencia para uno o más resultados y 2) los valores de esos resultados.

- **Efectividad** ¿El entendimiento acerca del sistema real es el esperado por los usuarios del sistema real?; ¿Los recursos tecnológicos e informáticos son los mínimos requeridos?; ¿Los recursos humanos necesarios están disponibles?; ¿Los enfoques de modelación y simulación utilizados son más de uno?; ¿La metodología *MoSASCoM* es robusta y/o sensible a la evolución de los enfoques de modelación y simulación? ¿Al avance tecnológico de software de simulación?
- **Utilidad** ¿Los modelos de simulación desarrollados mediante la metodología *MoSASCoM* apoyan la toma de decisiones de los usuarios potenciales?
- **Costos.** ¿Se minimizan los costos de recursos económicos utilizados en las acciones ejecutadas en cada etapa de la metodología *MoSASCoM*?

Es importante indicar que la metodología *MOSASCOM* podría ser implementada automatizando todas las etapas y sus correspondientes indicadores de desempeño. Sin embargo, aunque esta actividad queda fuera del alcance de esta tesis, se propone como línea futura de investigación.

Una vez que en este capítulo hemos formulado la metodología *MoSASCoM* con base en sus cinco etapas: 1. *Pregunta base*; 2. *El desarrollo del modelo (DEMO)*; 3. *La simulación del modelo (SIMO)*; 4. *El análisis del modelo de simulación (AMSI)*; y 5. *La documentación del modelo de simulación (DOMSI)* y hemos propuesto cinco indicadores de desempeño para su evaluación: eficacia, eficiencia, efectividad, utilidad y costos, en el siguiente capítulo de esta tesis presentamos su aplicación a dos estudios de caso y después, en el Capítulo 5 presentamos su evaluación correspondiente con base en los resultados obtenidos en los casos de estudio.

CAPÍTULO 4

ESTUDIOS DE CASO DE APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA *MOSASCOM*

No se pueden solucionar los problemas con el mismo pensamiento con el que fueron creados.
Albert Einstein

En este capítulo presentamos la aplicación de la metodología *MoSASCoM* a dos estudios de caso, como resultado del trabajo realizado en la Fase II de la estrategia de investigación que se siguió en la investigación doctoral. Llevamos a cabo los estudios de caso en conjunto con equipos de investigación pertenecientes a la *Università della Calabria* (Italia) y a la *Università di Roma La Sapienza* (Italia) como parte del trabajo desarrollado en dos estancias de investigación. A partir de la experiencia obtenida en los dos estudios de caso desarrollados en Italia, es nuestra intención continuar la aplicación de la misma en estudios de caso en México.

4.1. Estudio de caso-el puerto marítimo de Salerno

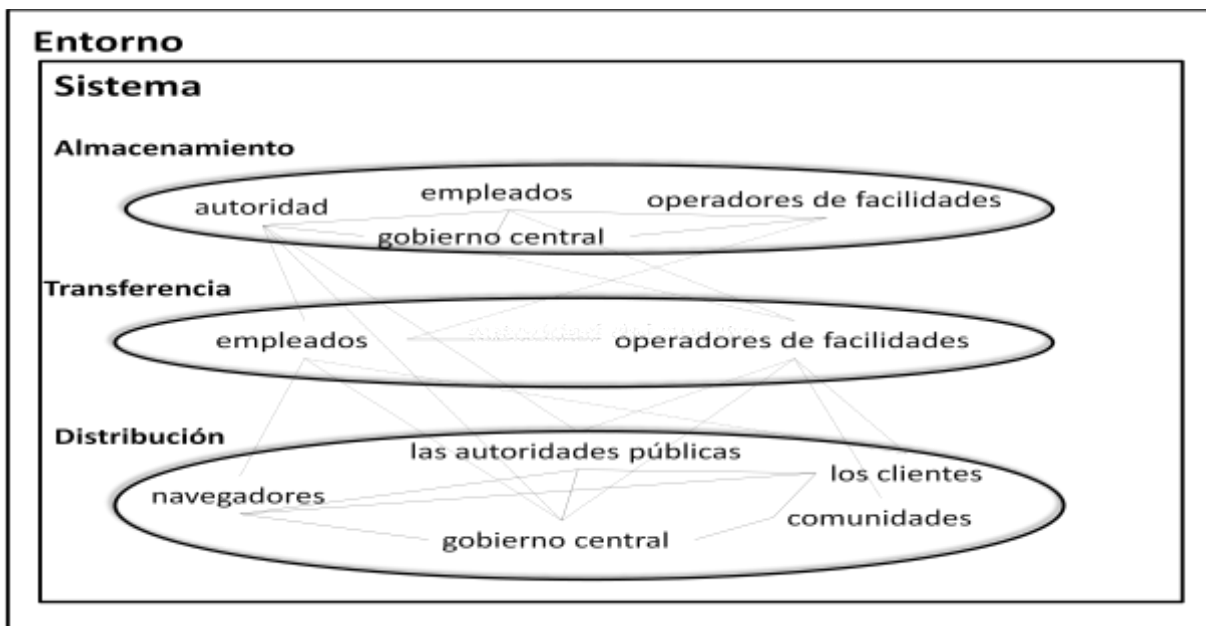
El primer estudio de caso se llevó a cabo en colaboración con el equipo de investigación perteneciente a la *Università della Calabria* en Italia. En este caso estudiamos las operaciones logísticas del Puerto marítimo de Salerno, ubicado en el Sur de Italia. Específicamente las correspondientes al Grupo Grimaldi. Este operador estuvo interesado en conocer el tiempo medio que permanecían sus naves en el Puerto marítimo de Salerno.



Fuente: Elaboración propia.

En nuestro contexto social y económico actual, los puertos han tomado una relevancia cada vez mayor tanto para el comercio nacional como para el internacional. En las estadísticas de 2012, se contaron cerca de 104 305 naves en servicio a nivel global (UNCTAD, 2012). El mar Mediterráneo es considerado como una ruta estratégica en el comercio marítimo internacional puesto que alrededor del 15% de la actividad global marítima se lleva a cabo en los puertos marítimos localizados geográficamente en este mar (Lloyd's, 2008). En el caso particular del puerto de Salerno, éste es considerado como uno de los principales, económicamente hablando, del sur de Italia. Su posición estratégica lo ubica como parte importante de las autopistas del mar y como elemento relevante de la red de transporte transeuropeo (TENT-T). Por todo lo anterior, la gestión de los puertos del mar Mediterráneo requiere del soporte de herramientas que permitan medir y analizar el desempeño de los mismos. Normalmente, quienes operan tales herramientas son los *stakeholders* quienes para llevar a cabo sus tareas monitorean su desempeño cuantitativa y cualitativamente, supervisan los resultados de la implementación de estrategias y corrijen aquello que no esté de acuerdo a sus objetivos fijados. En este estudio de caso, con base en la metodología *MoSASCoM* desarrollamos una herramienta para el apoyo a la toma de decisiones de un *stakeholder* como se describe a continuación. Desde el punto de vista sistémico, resulta conveniente concebir el Puerto marítimo de Salerno como un sistema técnico complejo cuyas entidades son las comunidades del puerto, la autoridad del puerto, los navegadores, los operadores de facilidades, los clientes, las autoridades públicas, el gobierno central y los empleados. Todas estas entidades están definidas por subsistemas interrelacionados de forma no lineal a varios niveles jerárquicos y determinan la estructura jerárquica del puerto. Entre los subsistemas que definen las entidades del puerto marítimo de Salerno encontramos los de almacenamiento, transferencia y distribución. Cada uno de estos subsistemas está compuesto a su vez por otros subsistemas interrelacionados también de forma no lineal. A partir de las interrelaciones entre los subsistemas del puerto marítimo surgen propiedades operativas nuevas en él que no pueden explicarse a partir de las propiedades que existen en cada una de sus entidades (ver la figura 39).

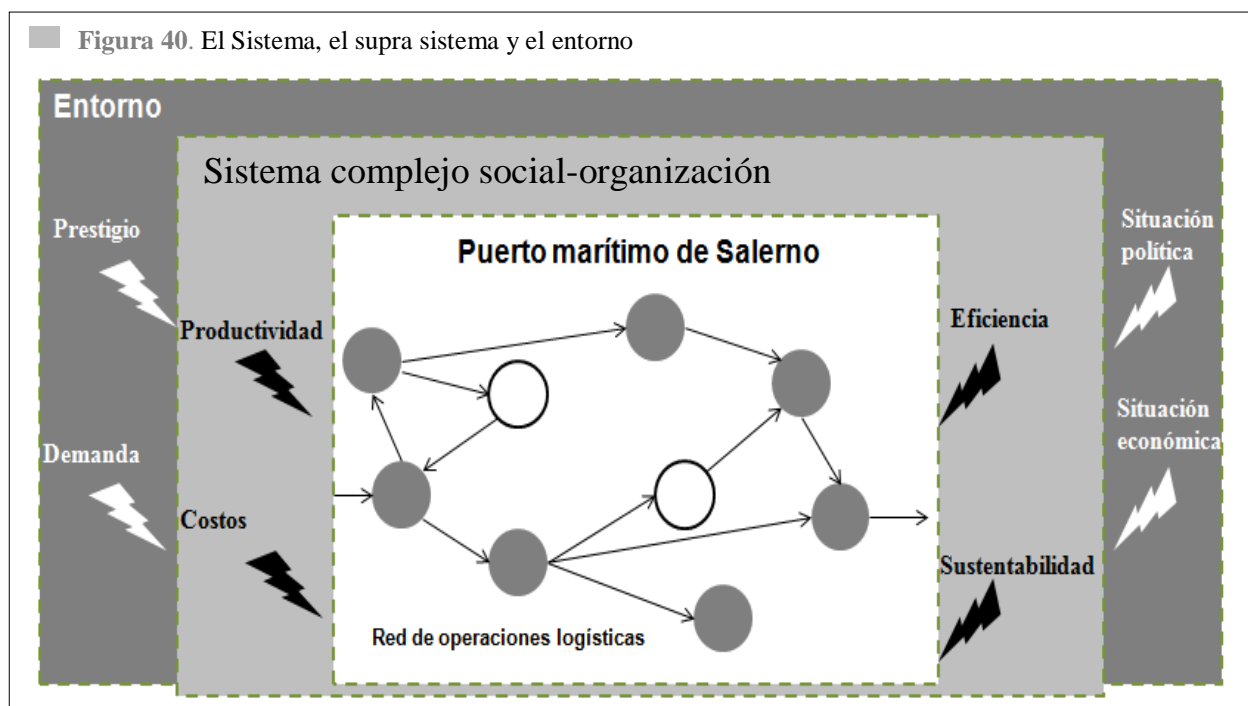
■ Figura 39. El Puerto Marítimo de Salerno desde el punto de vista sistémico



Fuente: Elaboración propia.

El puerto marítimo de Salerno es un sistema técnico complejo de tipo teleológico, caracterizado en función de sus objetivos y metas. Desde la perspectiva de los operadores de naves, como el Grupo Grimaldi, es importante minimizar el tiempo de las operaciones en el puerto marítimo. Mientras que desde el punto de vista del operador del puerto marítimo, el objetivo es maximizar los ingresos. Por otro lado, desde el punto de vista del gobierno central, el objetivo es maximizar la calidad de servicio del puerto marítimo satisfaciendo las necesidades de la población.

Al mismo tiempo, el Puerto marítimo de Salerno forma parte de un sistema más grande, el supra-sistema, que en este caso es un sistema de tipo socioeconómico, una organización (ver la figura 40), el cual le asigna funciones. Todos los días el Puerto marítimo de Salerno está sujeto a exigencias de productividad, costos, eficiencia y sustentabilidad. También recibe exigencias acerca de su calidad del servicio desde su entorno, y es afectado por lo que sucede en él. Por ejemplo, por situaciones políticas, económicas y sociales.



Fuente: Elaboración propia.

Entonces, aplicamos la metodología *MoSASCoM* para analizar el tiempo medio que permanecen las naves del Grupo Grimaldi en el Puerto marítimo de Salerno. En este caso, el tiempo medido fue interpretado como el tiempo de la auto-organización que emerge de la interacción entre las entidades del puerto: comunidades del puerto, autoridad del puerto, navegadores, operadores de facilidades, clientes, autoridades públicas, gobierno central, y empleados.

4.1.1 Aplicación de la metodología *MoSASCoM*

Como indicamos en el Capítulo 3 de esta tesis, la metodología *MoSASCoM* es por definición un marco metodológico cíclico y recursivo, constituido por cinco etapas perfectamente definidas, con base en el marco teórico de modelación de sistemas complejos, que permite analizar las propiedades emergentes más probables debido a ciertas condiciones iniciales.

Las etapas de la metodología *MoSASCoM* son las siguientes:

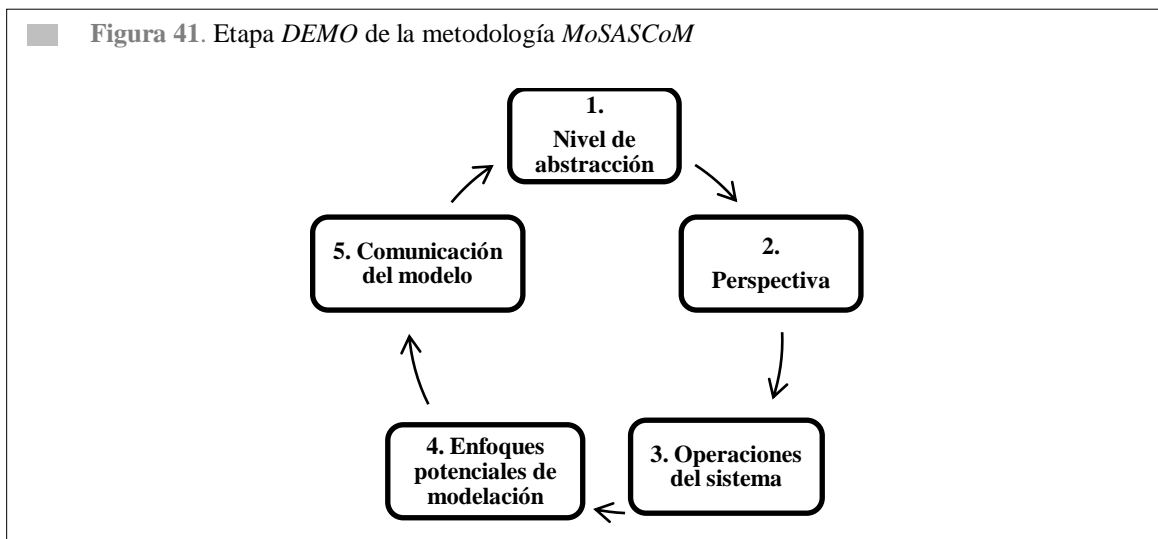
1. *Pregunta base*;
2. *El desarrollo del modelo (DEMO)*;
3. *La simulación del modelo (SIMO)*;
4. *El análisis del modelo de simulación (AMSI)*; y
5. *La documentación del modelo de simulación (DOMSI)*.

4.1.1.1. *Pregunta base*

Al iniciar la aplicación de la metodología *MoSASCoM* en este primer estudio de caso, planteamos la pregunta: **¿Cuál es el tiempo medio más probable que permanecen las naves del operador Grimaldi en el puerto?** Para responder de forma adecuada a esta pregunta, implementamos las cuatro etapas restantes de la metodología *MoSASCoM* como se describe enseguida.

4.1.1.2. *El desarrollo del modelo, DEMO*

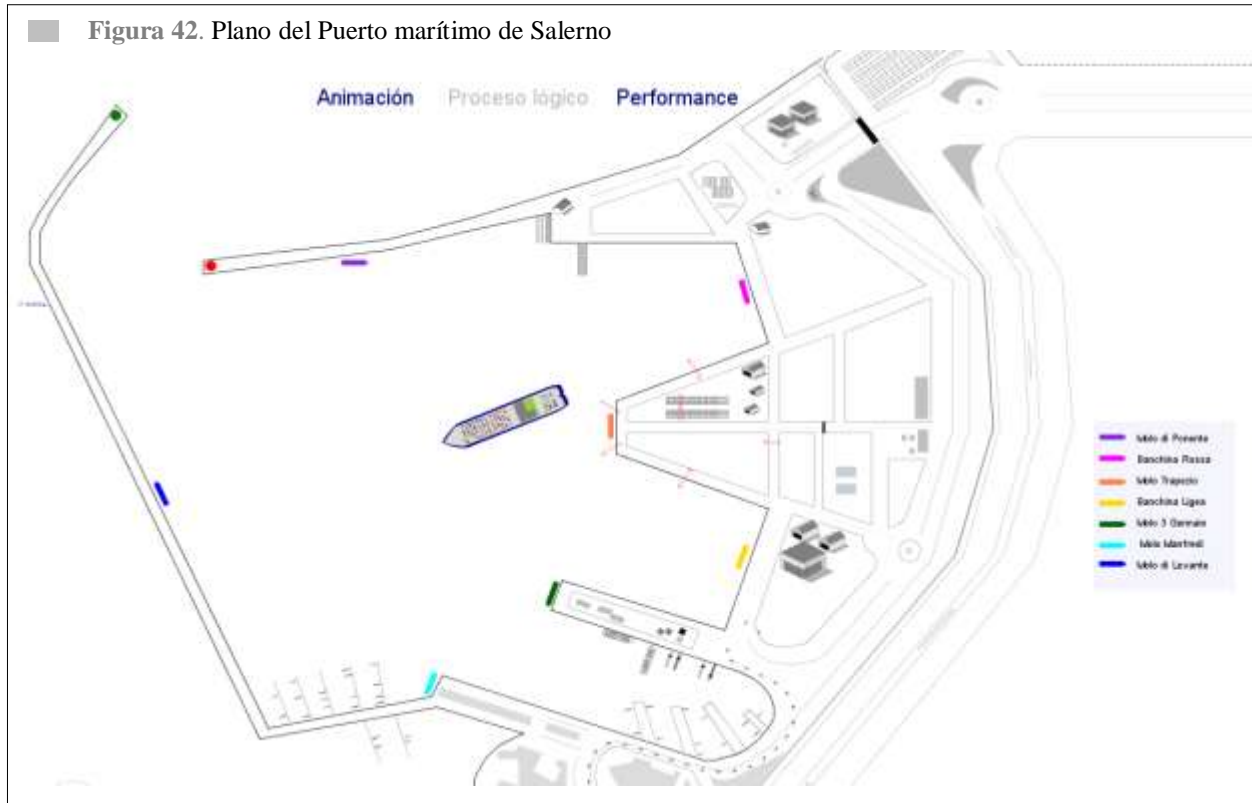
El desarrollo del modelo conceptual (*DEMO*) es la segunda etapa del ciclo *MoSASCoM*. Su objetivo es el diseño y el desarrollo de un modelo conceptual a través de un ciclo también recursivo, conformado por cinco etapas (ver la figura 41).



Fuente: *Elaboración propia.*

De esta forma, en la *etapa uno DEMO* denominada *nivel de abstracción*, construimos el plano del puerto con base en dimensiones reales pero a pequeña escala. En este caso, distinguimos siete zonas físicas dentro del puerto: *West Pier*, *Red Quay*, *Trapezio Pier*, *Ligea Quay*, *3 January Pier*, *Manfredi Pier* y *Levanter Pier* (ver la figura 42).

Organizamos la información relativa a las operaciones del operador Grimaldi por tipo de nave, tipo de carga, hora de llegada / salida al/desde el puerto y los horarios de trabajo. Las conexiones regulares correspondientes al servicio Ro/Pax que se tomaron en cuenta fueron las de los puertos de *Valencia*, *Malta*, *Tunis*, *Messina*, *Palermo*, *Tripoli*, *Termini Imerese* y *Cagliari*.



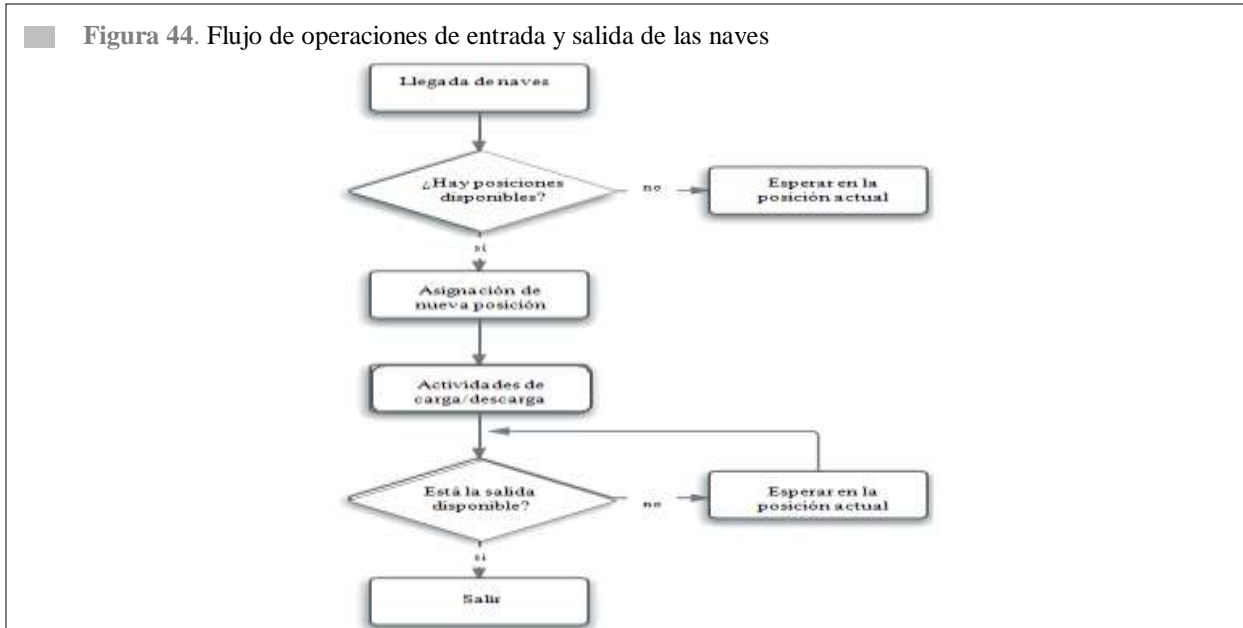
Fuente: Elaboración propia.

En la *etapa dos DEMO*, denominada *perspectiva*, consideramos la información acerca de las naves de tipo RoRo/Pax, RoRo/container, Ferry y mercancías varias. Enseguida, en la *etapa tres DEMO*, *operaciones del sistema*, modelamos las operaciones lógicas de carga y descarga de los cuatro tipos de naves antes mencionados y las llegadas y salidas de los automóviles y tráileres transportistas (ver las figuras 43 y 44). En la *etapa cuatro DEM*, denominada *enfoques potenciales de modelación*, desarrollamos el modelo del puerto a nivel macro utilizando Simulación de Eventos Discretos y en la *etapa cinco DEMO* comunicamos el modelo para su simulación.



Fuente: Elaboración propia.

■ Figura 44. Flujo de operaciones de entrada y salida de las naves

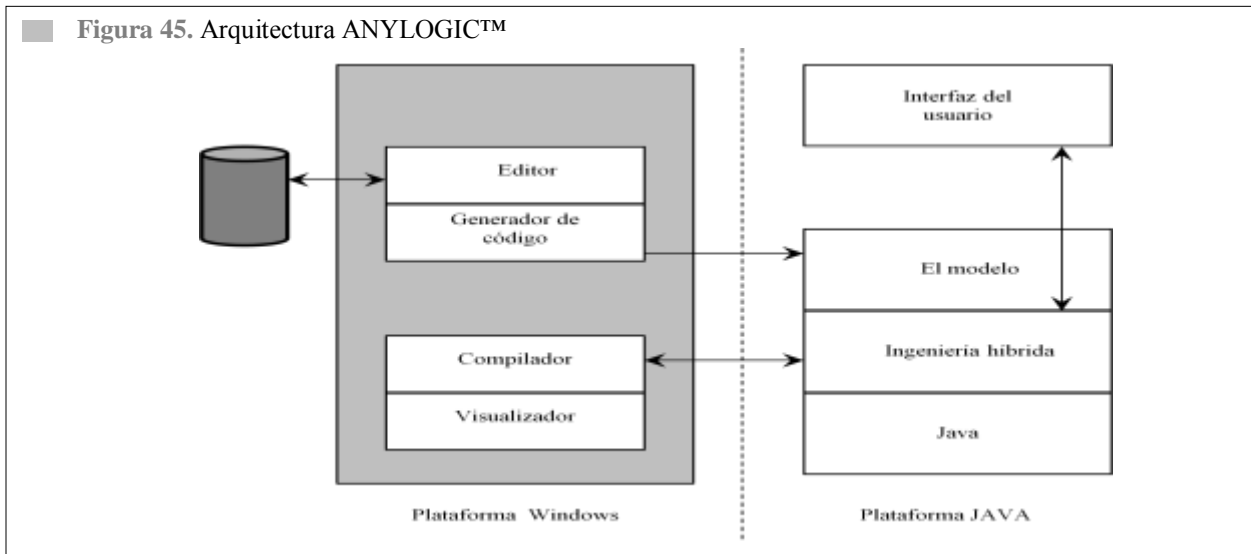


Fuente: Elaboración propia.

4.1.1.3. La simulación del modelo, SIMO

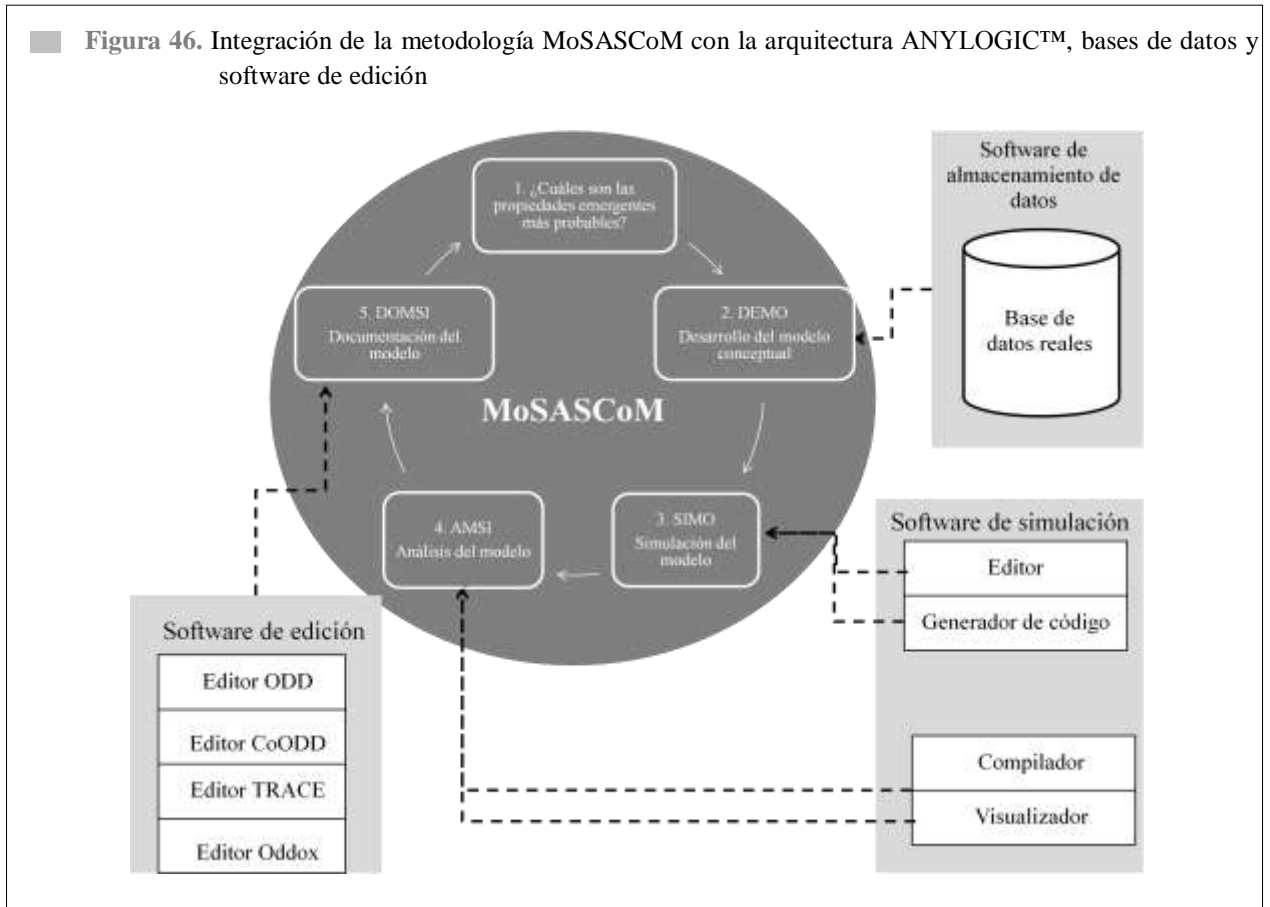
La simulación del modelo (SIMO), es la tercera etapa del ciclo *MoSASCoM*. Esta etapa tiene como objetivos la selección del software de simulación y la implementación del modelo conceptual en una computadora mediante el software de simulación seleccionado. Así, seleccionamos el software de simulación ANYLOGIC™ como potencial para la implementación en la computadora del modelo conceptual correspondiente a las operaciones logísticas del Puerto marítimo de Salerno. ANYLOGIC™ es una herramienta de modelación y simulación basada en objetos. Su arquitectura está constituida por dos plataformas: la primera, basada en Windows y la segunda, basada en Java (ver la figura 45).

■ Figura 45. Arquitectura ANYLOGIC™



Fuente: Elaboración propia con base en Borshchev, Karpov & Kharitonov (2012).

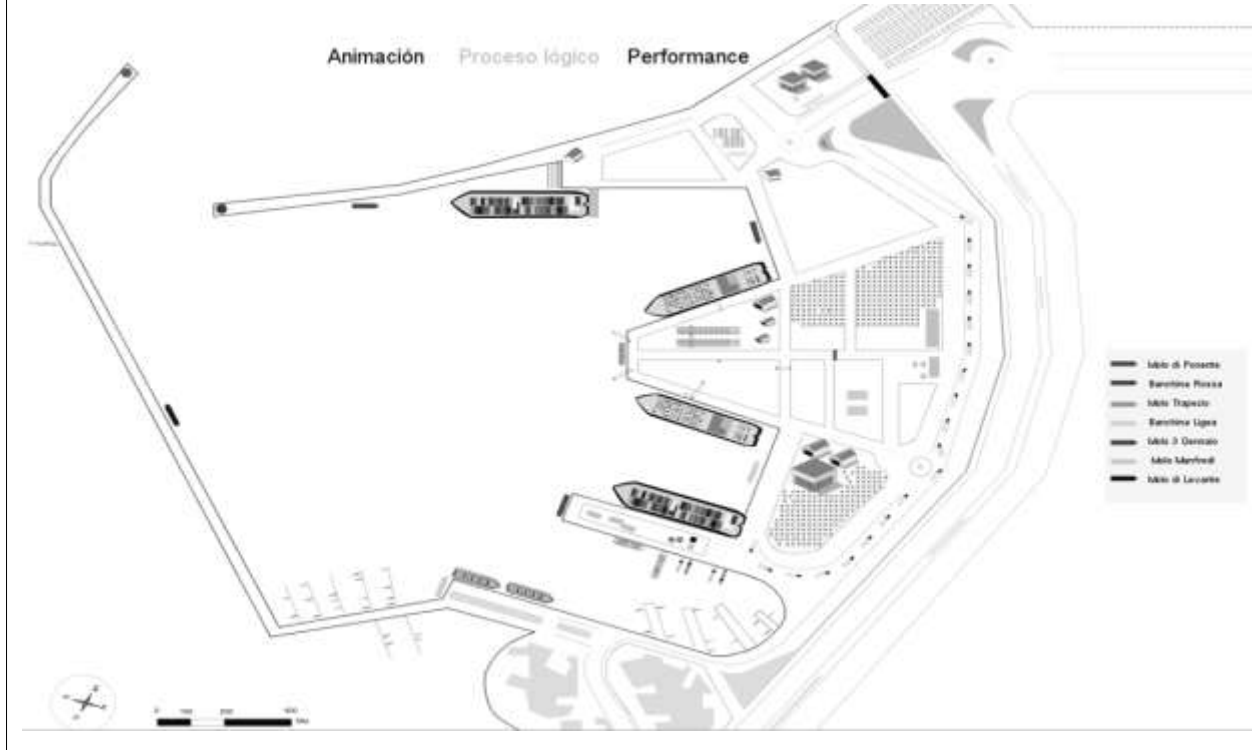
La plataforma basada en Windows incluye un editor gráfico de los modelos de simulación y un generador de código, cuya función es el mapeo del modelo en código JAVA. Los modelos de simulación se ejecutan en la plataforma JAVA, en donde también se lleva a cabo su compilación y visualización (Borshchev, Karpov & Kharitonov, 2012). El diagrama de integración de la metodología MoSASCoM con la arquitectura ANYLOGIC™ se indica en la figura 46.



Fuente: Elaboración propia.

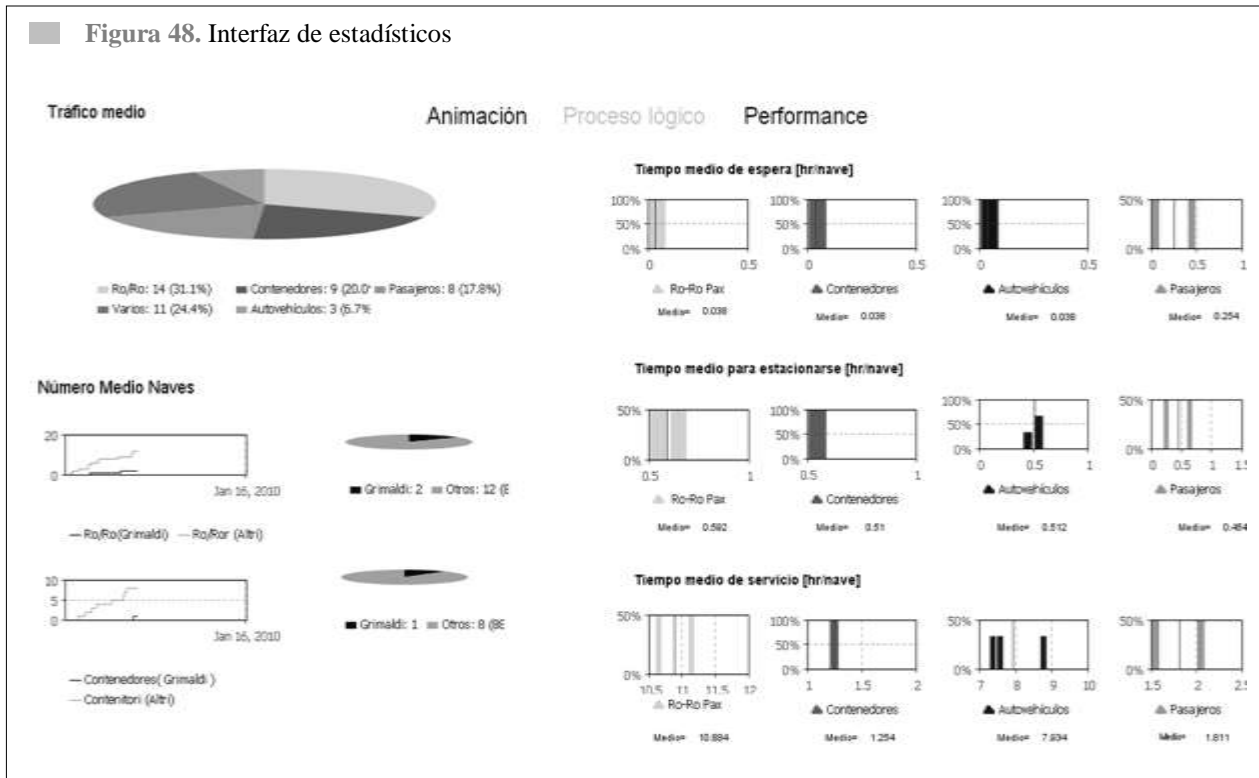
Implementamos el modelo conceptual del Puerto marítimo de Salerno en ANYLOGIC™ con tres interfaces amigables para el usuario: *de animación*, *de proceso lógico*, y *de estadísticos*. En la interfaz de animación, implementamos el plano del puerto y las zonas principales de las operaciones logísticas, a escala. Por medio de esta interfaz visualizamos la animación correspondiente a las llegadas, operaciones y salidas de las naves Grimaldi del puerto. En la interfaz del proceso lógico, implementamos los objetos a través de los cuales se programó el modelo de simulación. Configuramos cada objeto de acuerdo con los supuestos iniciales del modelo conceptual. En la interfaz de estadísticos, mostramos los resultados de las simulaciones en formato gráfico (ver la figura 47 y 48).

Figura 47. Interfaz de animación



Fuente: Elaboración propia.

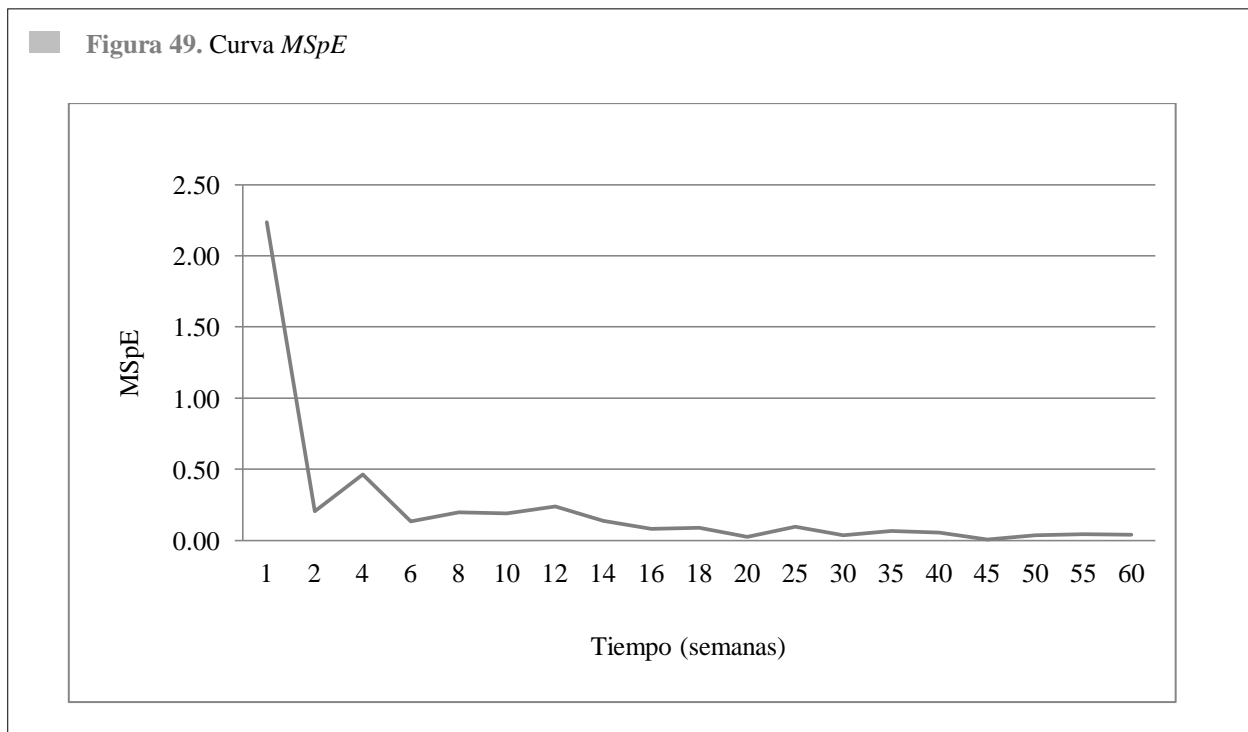
Figura 48. Interfaz de estadísticos



Fuente: Elaboración propia.

4.1.1.4. El análisis del modelo de simulación, AMSI

AMSI es la cuarta etapa de la metodología MoSASCoM y es donde se lleva a cabo la validación y verificación del modelo, se especifican los escenarios de simulación y se analizan sus resultados. El modelo se valida en el contexto de la pregunta base formulada y del nivel de incertidumbre aceptable en los resultados. También, el modelo se verifica, determinando en qué grado, tanto el modelo de simulación correspondiente al modelo conceptual como su implementación, son correctos y están libres de errores. Por otro lado, los escenarios de simulación se construyen con base en la variación de parámetros, el análisis de sensibilidad, los experimentos de simulación aleatorios, o bien, con base en los experimentos MonteCarlo. En este caso particular, para la validación del modelo, en primer lugar, calculamos la longitud de la simulación por medio de la metodología *MSpE*, *Mean Square pure Error* (Bocca, Viazzo, Longo & Mirabelli, 2005; Cassettari, 2010) considerando el número de naves que llegaban al puerto en una semana y el tiempo total de servicio por cada nave. Cuando el tiempo de simulación fue igual a 60 semanas, el valor de la *MSpE* correspondiente al número de naves que llegaban al puerto, era lo suficientemente pequeño (ver la figura 49), lo que implicó que el efecto del ruido producido por el traslape de las funciones de densidad de probabilidad de los parámetros de entrada sobre la salida del modelo de simulación se minimizaban considerablemente, por lo que en este tiempo consideramos que el modelo *DES* era válido para la toma de decisiones.



Fuente: Elaboración propia.

También, calculamos los intervalos de confianza del 99.75% de dos indicadores: el tiempo de servicio y el número de naves que llegan al puerto por semana, y comparamos los valores obtenidos con sus valores reales (ver la tabla 14).

■ **Tabla 14.** Intervalo de confianza 99.75%

Naves tipo RoRo/Pax	Valor real	Intervalo de confianza simulado [valor inferior, valor superior]
Naves por semana	3.46	[3.32, 4.30]
Tiempo de servicio [horas]	7.42	[6.58, 7.47]

Fuente: Elaboración propia.

Por otro lado, llevamos a cabo la verificación con el apoyo del compilador incluido en ANYLOGIC. Además, construimos los escenarios de simulación con base en un diseño de experimentos aleatorios 2^4 factorial a fin de analizar la evolución del tiempo total en el puerto de las naves tipo Ro-Ro/Pax con respecto al cambio en los parámetros de entrada. De esta forma, ejecutamos dieciséis experimentos combinando los cuatro parámetros de entrada del modelo (factores): tiempo entre llegadas de las naves RoRo/Pax, su tiempo de carga y descarga, y el número de automóviles y tráileres que transportan (ver la tabla 15). Cada experimento tuvo una duración en el tiempo de 60 semanas y en cada uno realizamos 5 réplicas.

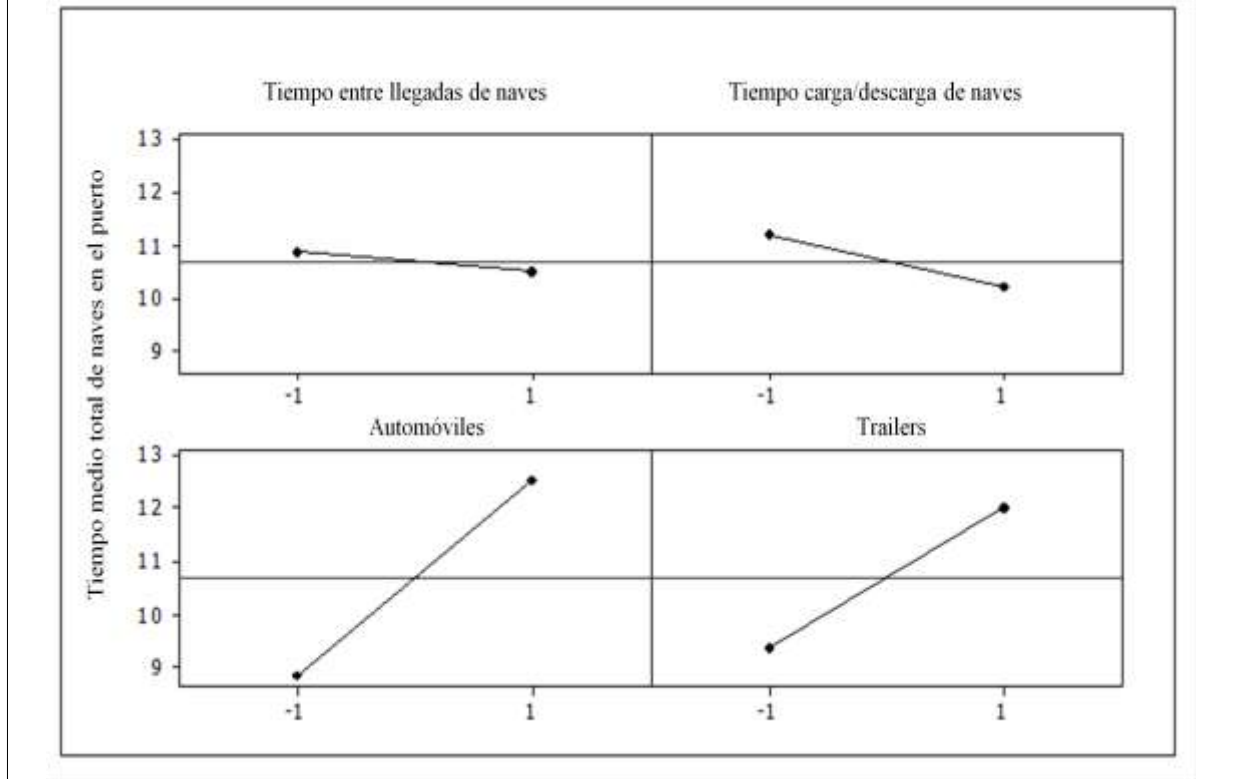
■ **Tabla 15.** Parámetros del diseño experimental 2^4

Factor	Variable	Nivel [-1]	Nivel [+1]
Tiempo interllegada de las naves RoRo/Pax	X_1	Distribución empírica	Distribución empírica
Tiempo carga/descarga de las naves RoRo/Pax	X_2	0.5 minutos	1.5 minutos
Número de automóviles	X_3	50	100
Número de tráileres	X_4	50	100

Fuente: Elaboración propia.

Después, mediante el software Minitab® analizamos los datos obtenidos en los experimentos realizados, específicamente analizamos la influencia del tiempo entre llegadas de las naves al puerto, el tiempo de carga y descarga de las naves tipo Ro-Ro /Pax, el número de automóviles y el número de tráileres, sobre el tiempo total de las naves en el puerto. Con base en dichos resultados, obtuvimos la gráfica de efectos de primer orden que se muestra en la figura 50. Obtuvimos un valor medio del tiempo total de servicio de 8.42 horas.

Figura 50. Efectos de primer orden para el tiempo total de una nave



Fuente: Elaboración propia.

Adicionalmente, observamos que:

- Incrementando el tiempo entre llegadas del -20% al 20% de su valor medio, el tiempo medio total de servicio de las naves Ro-Ro/Pax decrecía de 11 a 10.5 horas;
- Al incrementar el tiempo de carga/descarga de los vehículos y tráileres de 0.5 a 1.5 minutos, el tiempo medio total decrecía de 11 a 10 horas;
- Incrementando el número de automóviles (carga/descarga) de 50 a 100, el tiempo medio total de servicio incrementaba su valor de 8.8 horas a 12.5 horas;
- Mientras que cuando se incrementaba el número de tráileres (carga/descarga) de 50 a 100, el tiempo medio total de servicio incrementaba su valor desde 9.5 horas hasta 12 horas.

También llevamos a cabo el análisis de la varianza (ANOVA) del tiempo total de las naves en el puerto de Salerno utilizando el software Minitab®. Lo interesante de la ANOVA es que nos permitió evaluar un metamodelo del modelo de simulación que representó la respuesta del modelo de simulación como una función analítica de las variables/factores considerados (Longo, Huerta & Nicoletti, 2013). Por tanto, la función analítica del tiempo total de las naves en el puerto, Y en función de los factores de entrada: tiempo de interllegada de las naves, tiempo de carga y descarga de las naves, número de automóviles y número de tráileres, X_1 , X_2 , X_3 , X_4 , respectivamente, y sus interrelaciones (ver la tabla 16) fue como se indica en la ecuación 3:

$$Y = \sum_{j=1}^{j=k} \beta_j X_j + \sum_{i < j} \beta_{ij} X_i X_j + \varepsilon \quad (3)$$

■ **Tabla 16.** Residuales del diseño experimental 2^4

Fuente	Efecto	Coefficiente
Constante		10.7
X_1	0.12	0.06
X_2	0.49	0.24
X_3	-0.24	-0.12
X_4	-0.34	-0.17
X_1X_2	-1.35	-0.68
X_1X_3	2.49	1.25
X_1X_4	0.79	0.39
X_2X_3	1.41	0.70
X_2X_4	0.92	0.46
X_3X_4	-0.94	-0.47
$X_1X_2X_3$	2.04	1.02
$X_1X_2X_4$	-1.93	-0.97
$X_1X_3X_4$	-0.44	-0.22
$X_2X_3X_4$	-0.82	-0.41
$X_1X_2X_3X_4$	0.84	0.42

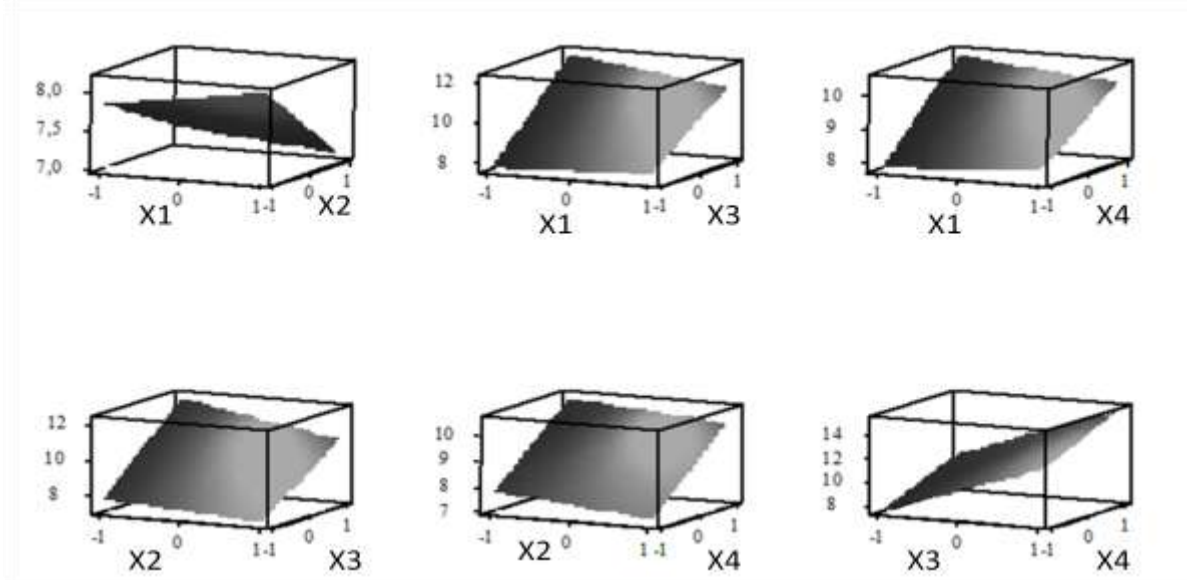
Fuente: Elaboración propia.

Sustituyendo los valores de la Tabla 16, la ecuación 3 queda como sigue:

$$Y = 0.06X_1 + 0.24X_2 - 0.12X_3 - 0.17X_4 - 0.68X_1X_2 + 1.25X_1X_3 + 0.39X_1X_4 + 0.70X_2X_3 + 0.46X_2X_4 - 0.47X_3X_4 + 1.02X_1X_2X_3 - 0.97X_1X_2X_4 - 0.22X_1X_3X_4 - 0.41X_2X_3X_4 + 0.42X_1X_2X_3X_4 + 10.70 \quad (4)$$

Observamos también que los efectos mayores sobre el tiempo total que permanecieron las naves en el puerto, los ejercieron las relaciones de factores X_1X_3 , X_2X_3 y X_1 , X_2 , X_3 . Es decir, las relaciones existentes entre el tiempo de interllegada de las naves, el tiempo de carga y descarga de las naves y el número de automóviles. Cabe señalar que el cambio en el número de tráilers no tuvo efectos significativos sobre el tiempo de las naves (ver la figura 51).

■ **Figura 51.** Análisis de varianza del tiempo total de una nave en el puerto de Salerno

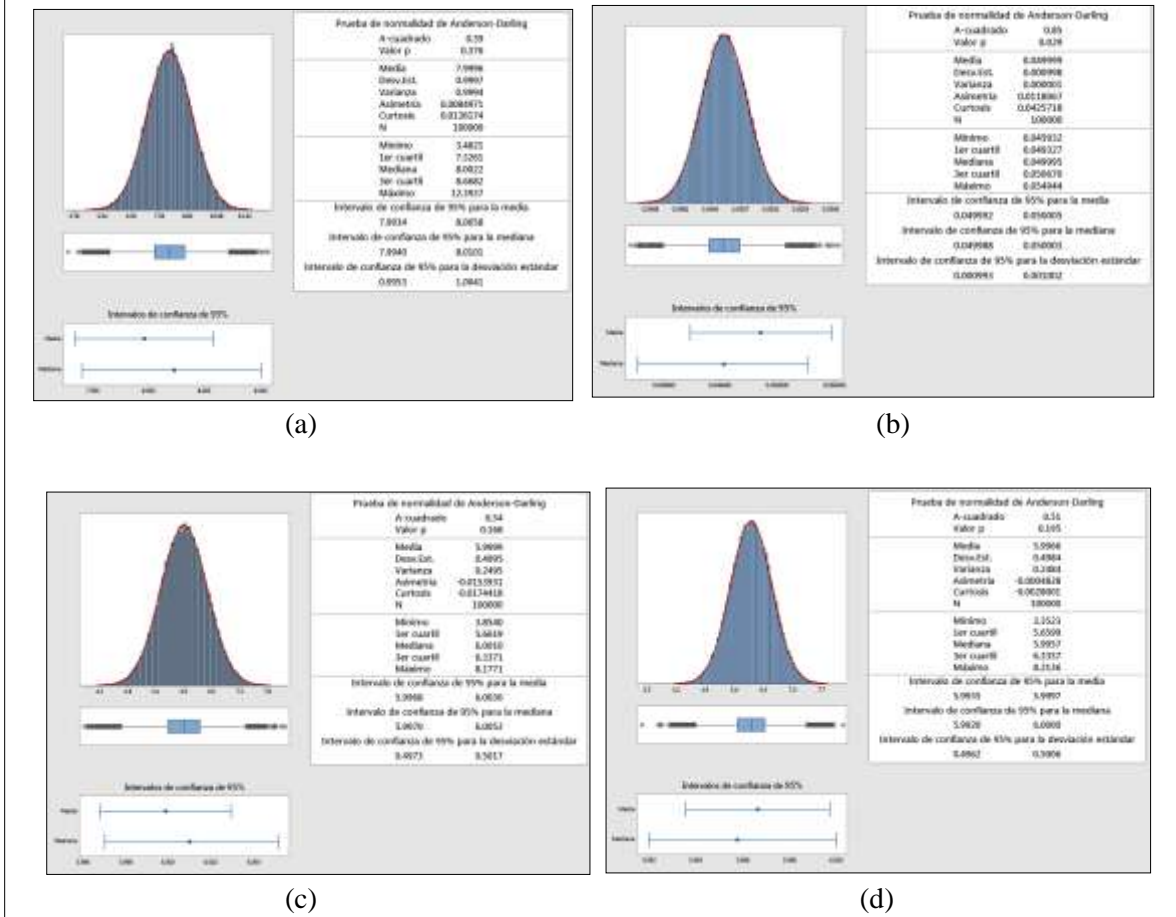


Fuente: Elaboración propia.

Recordemos que la pregunta a responder en este estudio de caso es: ***¿Cuál es el tiempo medio más probable que permanecen las naves del operador Grimaldi en el puerto?*** Para responder de forma adecuada a esta pregunta, fue necesario conducir experimentos de simulación Montecarlo con base en el meta modelo de la ecuación 4 y como describimos enseguida.

- i. Identificar una distribución probabilística que se utilice como la fuente de cada uno de los parámetros de entrada del experimento: tiempo entre llegadas de las naves RoRo/Pax, su tiempo de carga y descarga, y el número de automóviles y tráileres que transportan, X_1 , X_2 , X_3 , X_4 , respectivamente. Así, identificamos las siguientes distribuciones probabilísticas para cada uno de los factores de entrada: $X_1 \sim N(8,1)$ (ver la figura 52.a), $X_2 \sim N(0.05, 0.001)$ (ver la figura 52.b), $X_3 \sim N(7, 0.5)$ (ver la figura 52.c), y $X_4 \sim N(7,0.5)$ (ver la figura 52.d), mediante el software MINITAB™. Generamos 100,000 datos aleatorios para cada distribución.
- ii. Seleccionar muestras aleatorias de cada distribución, que representen los valores de las variables de entrada del modelo de simulación. En este caso, llevamos a cabo la selección internamente dentro del software.
- iii. Para cada conjunto de parámetros de entrada, X_1 , X_2 , X_3 , X_4 obtener un parámetro de salida. En este caso el parámetro de salida es el tiempo medio más probable que permanecen las naves del operador Grimaldi en el puerto. El valor de este parámetro de salida representa un escenario particular en la ejecución de la simulación. En este punto, ejecutamos 100,000 simulaciones utilizando el meta modelo especificado en la ecuación 4. Colectamos automáticamente los valores de salida a partir de dichas ejecuciones de las simulaciones.

Figura 52. Distribución de probabilidad correspondientes a los parámetros de entrada: X_1 (a), X_2 (b), X_3 (c), y X_4 (d), respectivamente.

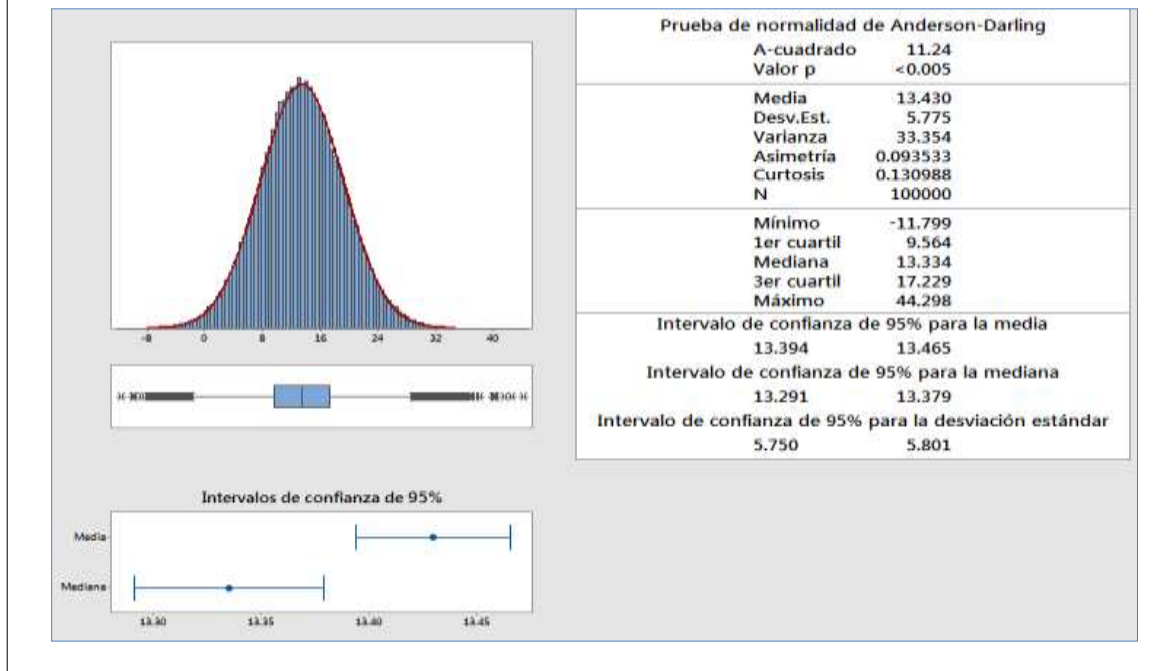


Fuente: Elaboración propia.

- iv. Ejecutar un análisis estadístico de los valores pertenecientes a los parámetros de salida. Agrupando los valores de los parámetros de salida por tamaño y desplegando los valores como un histograma de frecuencias, obtuvimos una forma aproximada de la función de densidad de probabilidad del tiempo medio que permanecen las naves del operador Grimaldi en el puerto. En este caso, presentamos el histograma de frecuencia en la figura 53.

Como supusimos los parámetros de entrada distribuidos normalmente, observamos de la figura anterior que a través de la ecuación 4, el tiempo que permanecieron las naves del operador Grimaldi en el puerto también se distribuye normalmente. El tiempo medio que permanecieron las naves del operador Grimaldi en el puerto fue de 13.43 hrs. sobre la base de 100, 000 muestras. Sin embargo, con el 95% de probabilidad dicho tiempo estuvo comprendido entre 13.394 hrs. y 13.465 hrs. Mostramos también que la desviación transmitida de los cuatro parámetros de entrada X_1 , X_2 , X_3 y X_4 , produjo una desviación estándar de 5.775 horas.

■ **Figura 53.** Distribución de probabilidad correspondiente al tiempo medio más probable que permanecen las naves del operador Grimaldi en el puerto.



Fuente: Elaboración propia.

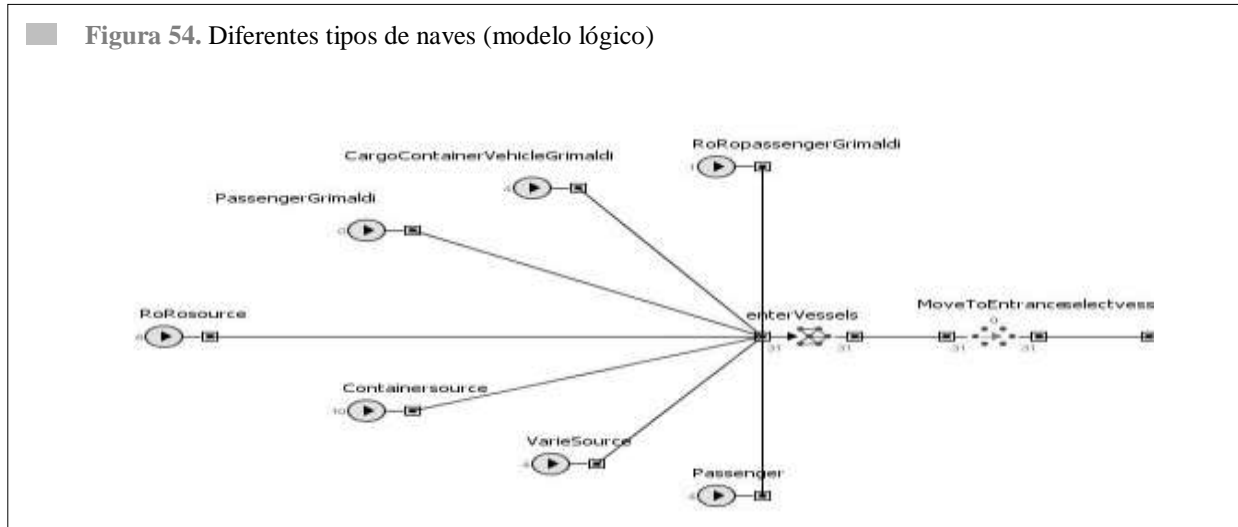
4.1.1.5. La documentación del modelo de simulación, DOMSI

A fin de documentar el modelo, y ponerlo a disposición de los usuarios finales, tomadores de decisiones y comunidad científica, utilizamos el protocolo *ODD*. El protocolo *ODD*, *Overview, Design concepts and Details* (Grim *et al.* 2006; Grimm & Railsback, 2005; Railsback & Grimm, 2009), como recordamos, se define como una forma estándar para describir los modelos basados en agentes, facilita la escritura y lectura de su formulación así como su réplica. A continuación, describimos los elementos del protocolo *ODD* (Grimm *et al.* 2010) aplicados a este estudio de caso.

Propósito. El propósito del modelo fue analizar el tiempo medio más probable que permanecían las naves del operador Grimaldi en el puerto, como una propiedad emergente de las operaciones logísticas del puerto.

Entidades, variables de estado, escalas. Las entidades fueron las naves que llegaban al puerto de Salerno, los automóviles y tráileres que transportaban las naves, los pasajeros de las naves, y las posiciones para las naves en el puerto. Las variables de estado fueron los estados de las posiciones de la nave en el puerto (ocupado/desocupado), el número de automóviles y tráileres de carga y descarga, el número de pasajeros, el tipo de nave (RoRo/Pax, contenedores, pasajeros, mercancías varias). La escala espacial fue en metros y la temporal en horas.

Figura 54. Diferentes tipos de naves (modelo lógico)



Fuente: Elaboración propia.

Procesos de programación. Las posiciones de la nave en el puerto se actualizaron con la asignación correspondiente a cada una de las naves. El número de vehículos, tráileres y pasajeros que transportaba cada nave era variable y se asignaba aleatoriamente cuando se creaba una nave que llegaba al puerto. El tipo de nave también se asignaba de forma aleatoria con base en la información del sistema real.

Principios básicos. El modelo estuvo basado en la simulación de eventos discretos.

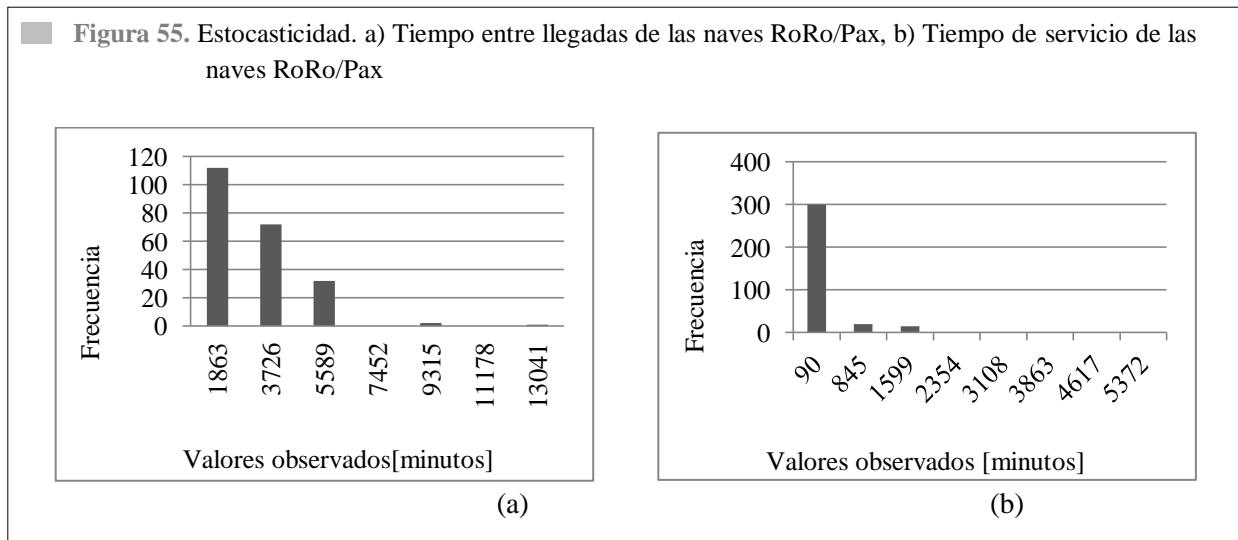
Emergencia. El tiempo total de las naves en el puerto como propiedad emergente de las operaciones logísticas.

Adaptación. Cada posición en el puerto únicamente debía estar ocupada por una nave. Por tanto, cuando una nave llegaba al puerto, solicitaba la información acerca de las posiciones disponibles y con base en su tipo decidía aceptar la posición disponible o esperar fuera del puerto. Una vez que la nave aceptaba una posición disponible, la nave verificaba si la entrada/salida del puerto estaba libre. Si estaba libre accedía al puerto, en caso de que no, esperaba fuera del puerto. Una vez que la nave accedía al puerto y se posicionaba, comenzaban las operaciones logísticas de carga y descarga. Para salir del puerto, debía solicitar una salida. Los tráileres y los automóviles se conducían dentro del puerto con prioridad de vialidad derecha.

Objetivos. En el puerto, la salida de naves tenía prioridad sobre la entrada. En las glorietas localizadas dentro del puerto, tenía la prioridad quien se incorporaba primero, aplicaba para automóviles y tráileres.

Sensores. Los estados de las posiciones de la nave en el puerto (ocupado/desocupado), el número de automóviles y tráileres de carga y descarga, el número de pasajeros, el tipo de nave (RoRo/Pax, contenedores, pasajeros, mercancías varias).

Estocasticidad. La llegada de las naves al puerto y el tiempo de servicio de cada nave fueron funciones empíricas basadas en datos reales. El número de pasajeros, tráileres y automóviles transportados por las naves fueron aleatorios, con base en distribuciones uniformes (ver la figura 55).



Fuente: Elaboración propia.

Interacción. No lineal entre las naves, los automóviles y los tráileres.

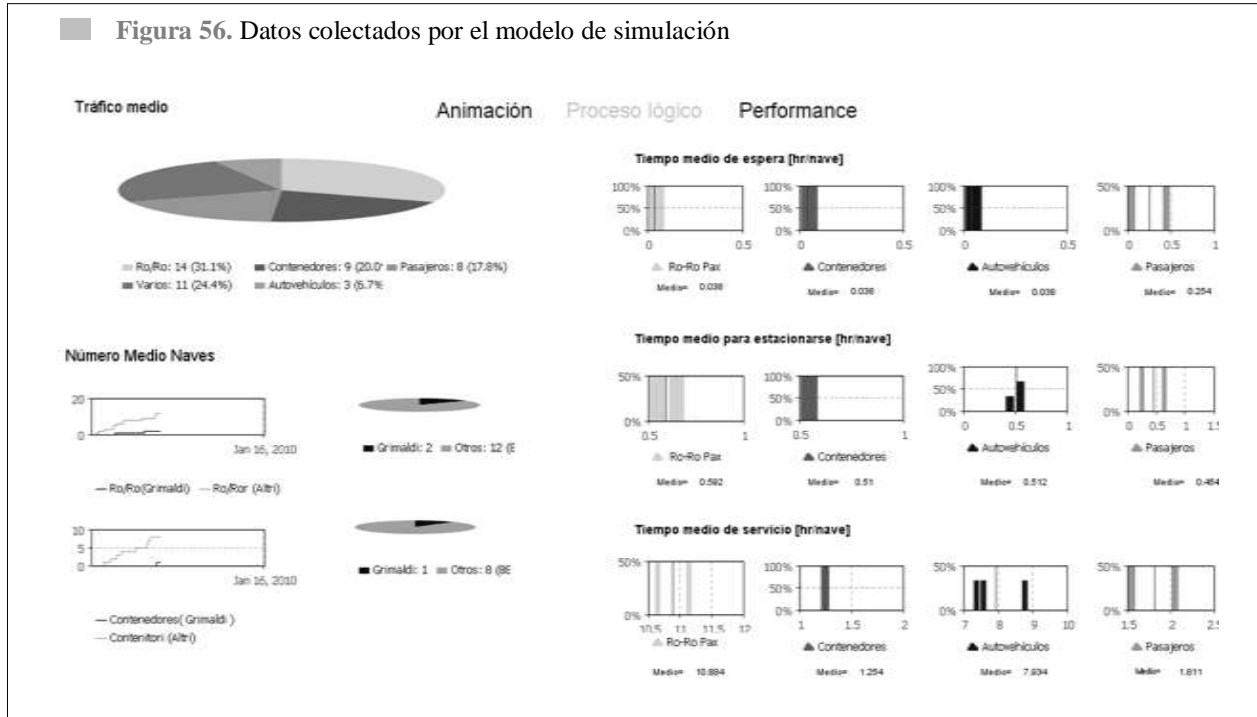
Observación. Los datos que colectó el modelo fueron:

- El número de naves que llegaban al puerto, distinguidas por su tipo: RoRo/Pax, contenedores, pasajeros, varios y vehículos;
- El tiempo medio de espera de una nave para la asignación de una posición dentro del puerto;
- El tiempo medio que tardaba una nave en estacionarse dentro del puerto;
- El tiempo medio de servicio de la nave en donde se incluían las actividades de carga y descarga.

Colectamos estos datos por medio de contadores internos y se presentaron al usuario a través de la interfaz de *Performance* (ver la figura 56).

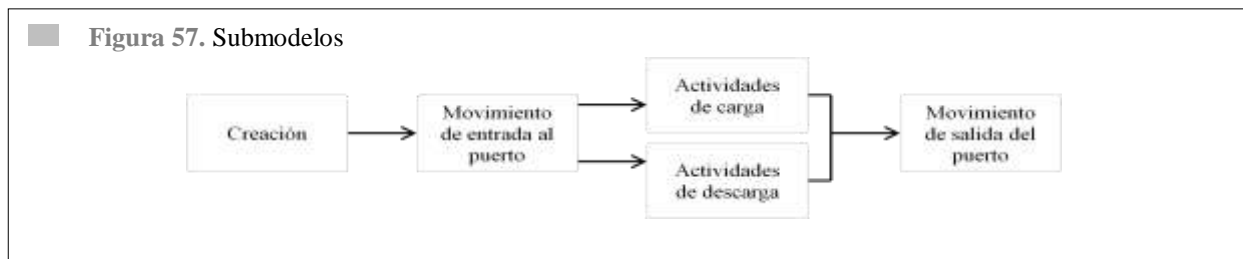
Inicialización. El modelo de simulación iniciaba con todos sus contadores igual a cero, variables de estado igual a cero y con las posiciones para las naves libres, dentro y fuera del puerto. Además, las zonas de carga y descarga del puerto estaban vacías cuando iniciaba el modelo. Así, se creaban las naves, de un tipo y carga específico, con base en sus funciones de distribución de probabilidad.

Datos de entrada. Las entradas del modelo estuvieron basadas en datos reales acerca de las llegadas de las naves al puerto, colectados en dos períodos: del 1 enero de 2010 al 31 diciembre de 2011 y del 6 marzo 2012 al 14 mayo 2012.



Fuente: Elaboración propia.

Submodelos. Los submodelos que representaban los procesos de programación fueron la creación de las entidades: naves, automóviles y tráileres. Su movimiento de entrada al puerto. Por vía marítima para el caso de las naves y por vía terrestre para el caso de los automóviles y tráileres. Las actividades de carga y descarga de estas entidades, y su salida del puerto. En el mismo sentido, por vía marítima para el caso de las naves y por vía terrestre para los otros dos casos (ver la figura 57).



Fuente: Elaboración propia.

Conclusiones y recomendaciones. En este caso de estudio se analizó el tiempo más probable que permanecían las naves del operador Grimaldi en el puerto, como una propiedad emergente de las interacciones entre las operaciones logísticas del puerto de Salerno. Dado que inicialmente no se tenía ningún conocimiento acerca de éstas, el modelo inicialmente se desarrolló a nivel macro utilizando la metodología *MoSASCoM*. Dicho modelo desarrollado ha permitido obtener un mejor conocimiento acerca de la dinámica de las operaciones logísticas del puerto por lo que se recomienda aplicar nuevamente la metodología *MoSASCoM* y modelar tanto las naves del operador Grimaldi como los tráileres como agentes con base en la información obtenida de la simulación del modelo ya desarrollado.

4.2. Estudio de caso-un centro de distribución

El segundo estudio de caso se llevó a cabo en conjunto con el equipo de investigación perteneciente a la *Università di Roma La Sapienza* y *ACT- Operations Research* en Italia, como parte de una estancia de investigación. En este estudio de caso estudiamos las operaciones logísticas de un centro de distribución a pequeños comercios. Específicamente diseñamos y analizamos el centro de distribución con base en la información real acerca de la demanda de productos. La configuración del centro de distribución fue semi automático, es decir, consideramos vehículos automáticos para llevar a cabo algunas operaciones de transporte dentro del centro de distribución.

La logística, definida como el movimiento de bienes en el tiempo y en el espacio, ha evolucionado desde el siglo pasado con aplicaciones militares, hasta nuestros días, con su aplicación en cadenas de suministro internacionales. Siendo actualmente la columna vertebral del comercio internacional, la logística agrupa las funciones de transportación, almacenamiento, sistemas de pagos, entre otras (Arvis *et al.*, 2012). Por una parte, el almacenamiento apoya la respuesta rápida del suministro ante cambios de demanda o precios de los productos, y se lleva a cabo en centros de distribución, en los cuales se consolidan los productos a fin de reducir costos de transportación, y proporcionar un mejor servicio al cliente. Por otra parte, un centro de distribución consiste físicamente de islas paralelas, cuya función es almacenar productos.

Con base en la cantidad de producto, éste se manipula para su consolidación ya sea por paquete o por tarima. Los centros de distribución sirven a diferentes tipos de clientes, así podemos distinguir entre centros de distribución al menudeo; centros de distribución a grandes servicios; centros de distribución por catálogo; centros de distribución de comercio electrónico; centros de distribución 3PL; y centros de distribución de productos perecederos (Bartholdi & Hackman, 2011). Desde la década pasada, el subsistema de *consolidación* de los centros de distribución ha representado grandes retos económicos, ya que representa alrededor del 55% del costo operativo (de Koster, Le-Duc & Roodbergen, 2006). Este subsistema está conformado por otros subsistemas funcionales como son agrupación y programación de órdenes, asignación de localizaciones del producto, liberación de órdenes, traslado del producto desde el área de almacén hasta el área de disposición. Para que estos subsistemas lleven a cabo sus funciones se apoyan en personas, o bien en máquinas automatizadas. La propuesta de Frazelle (2002) acerca de la distribución del tiempo total de las funciones del subsistema de *consolidación* se presenta en la tabla 17.

■ Tabla 17. Distribución del tiempo de las actividades de consolidación

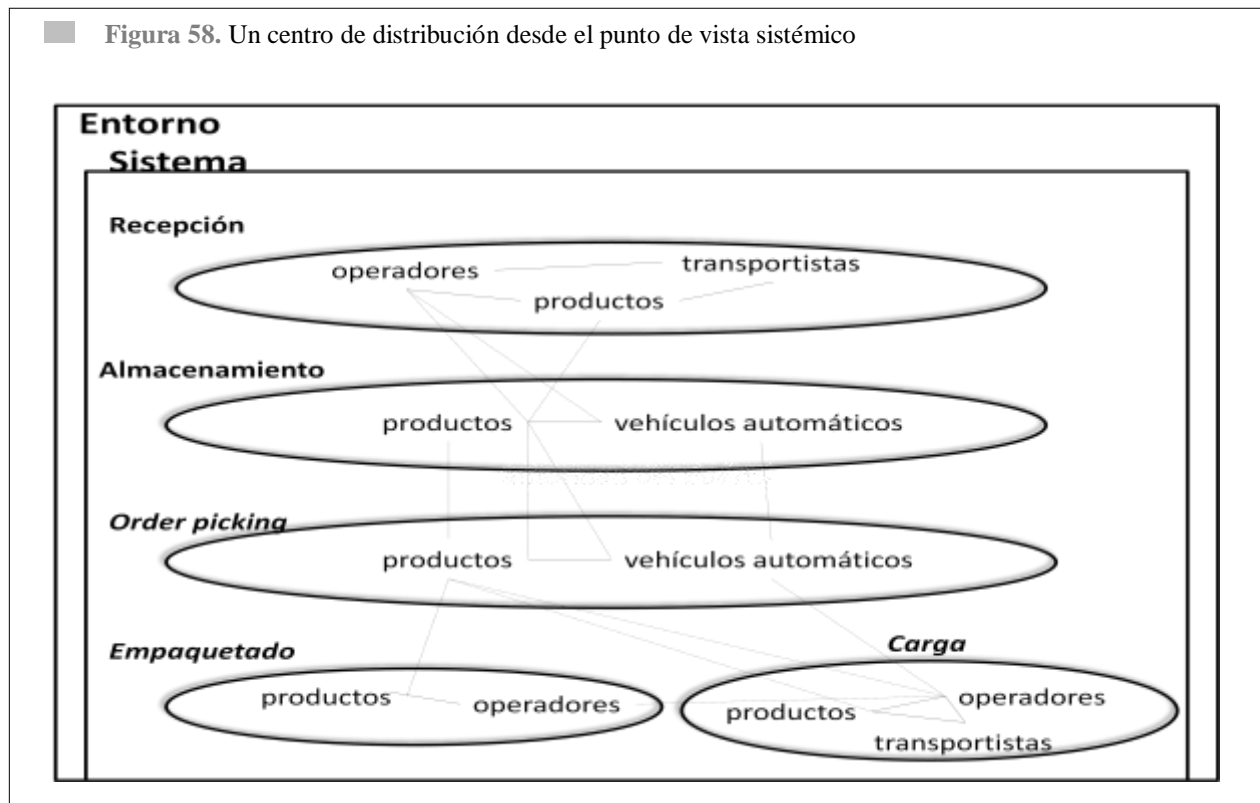
Actividades	Tiempo total de consolidación (%)
Transporte	55
Búsqueda	15
Carga	10
Otras	20

Fuente: Elaboración propia con base en Frazelle (2002).

Debido a que la actividad de transporte es la que consume más del 50% del tiempo total de la consolidación, éste afecta directamente la calidad de servicio al cliente, ya que entre más rápido sea consolidada una orden de cliente, más rápido estará disponible para su distribución a ese cliente. En general, para llevar a cabo la actividad de transporte dentro de un centro de distribución, se utilizan transportadores como grúas, vehículos automáticos, o bien, personas. En el caso de utilizar vehículos automáticos, emergen problemas de congestión interna en el centro de distribución debido a la interacción entre los vehículos automáticos (Yu, 2008). Durante las últimas décadas, se han llevado a cabo estudios que proponen métodos de soluciones a los problemas de congestión de vehículos automáticos como son los desarrollados por Chiang *et al.* (2002), Smith and Li (2001), Gue *et al.* (2006) y Parikh and Meller (2007). Sin embargo, aún existe una brecha muy significativa respecto a su aplicación en casos reales y reflejo de esta situación es que la actividad de transporte como se indicó anteriormente, continúa siendo la actividad que consume el mayor porcentaje del tiempo total de consolidación.

Desde el punto de vista sistémico, resulta conveniente concebir el centro de distribución como un sistema técnico complejo cuyas entidades son los operadores, transportistas, productos y vehículos automáticos. Todas estas entidades están definidas por subsistemas interrelacionados de forma no lineal a varios niveles jerárquicos y determinan la estructura jerárquica del centro de distribución. Entre los subsistemas que definen las entidades del centro de distribución encontramos los de recepción, almacenamiento, *order-picking*, empaquetado y carga. Cada uno de estos subsistemas está compuesto a su vez por otros subsistemas interrelacionados también de forma no lineal. A partir de las interrelaciones entre los subsistemas del centro de distribución surgen propiedades operativas nuevas en él que no pueden explicarse a partir de las propiedades que existen en cada una de sus entidades (ver la figura 58).

■ Figura 58. Un centro de distribución desde el punto de vista sistémico



Fuente: Elaboración propia.

Un centro de distribución es un sistema técnico complejo de tipo teleológico, caracterizado en función de sus objetivos y metas. Algunos de los cuales pueden ser maximizar el número de órdenes consolidadas, minimizar el tiempo de consolidación de órdenes, maximizar la utilización de recursos, minimizar el costo total de la consolidación de órdenes, etc.

En este estudio de caso, aplicamos la metodología *MoSASCoM* para analizar el tiempo que permanecían ocupados tanto los vehículos automáticos como los operadores que recibían las tarimas de producto. En este caso, interpretamos el tiempo medido como el tiempo de la auto-organización que emerge de la interacción entre las entidades del centro de distribución: cliente final, transportistas, distribuidores, proveedores y fabricantes.

4.2.1. La aplicación de la metodología *MOSASCOM*

Recordamos que la metodología *MoSASCoM* es por definición un marco metodológico cíclico y recursivo, constituido por cinco etapas perfectamente definidas: 1. *Pregunta base*; 2. *El desarrollo del modelo (DEMO)*; 3. *La simulación del modelo (SIMO)*; 4. *El análisis del modelo de simulación (AMSI)*; y la 5. *La documentación del modelo de simulación (DOMSI)*. La aplicación de cada una de estas etapas al estudio de caso se describe enseguida.

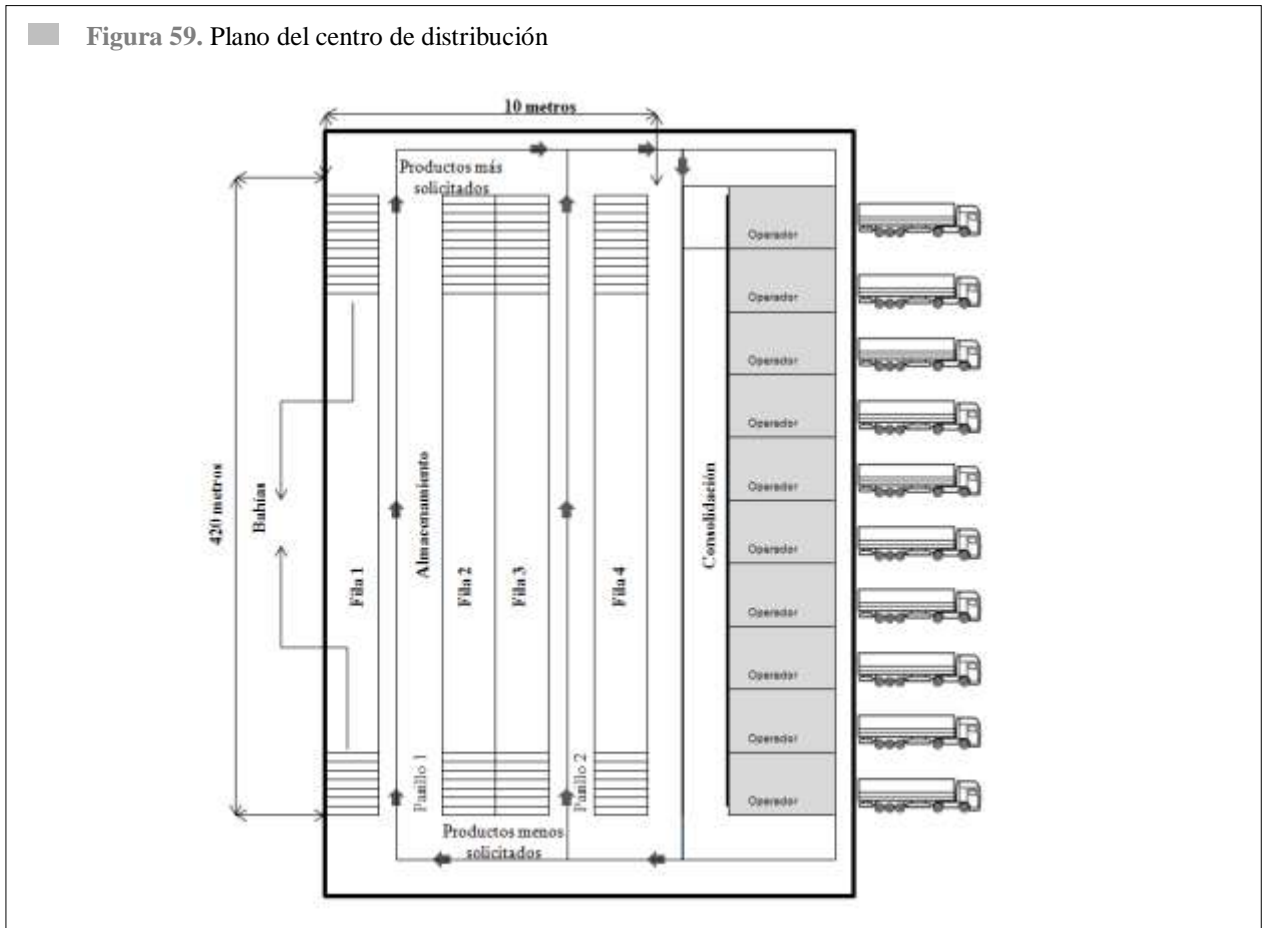
4.2.1.1. *Pregunta base*

En este caso, la metodología *MoSASCoM* inició con las preguntas base ¿Cuál es el tiempo más probable que están ocupados los operadores? ¿Qué porcentaje del tiempo permanecen probablemente más ocupados los vehículos automáticos dentro del centro de distribución? ¿Qué porcentaje del tiempo permanecen probablemente más desocupados los vehículos automáticos dentro del centro de distribución?

4.2.1.2. *El desarrollo del modelo, DEMO*

El objetivo de la etapa *DEMO* es el diseño y el desarrollo del modelo del sistema real a través de un ciclo recursivo de cinco etapas. Así, en la *etapa uno DEMO, nivel de abstracción*, desarrollamos el plano del centro de distribución con base en dimensiones reales. En el plano distinguimos las áreas de almacenamiento y consolidación de productos. El diseño consistió de 2 pasillos con 6 niveles cada uno. Cada pasillo se conformó de 2 filas, las cuales a su vez estuvieron constituidas por 140 bahías. Cada bahía tuvo una capacidad de 3 unidades de carga medidas en tarimas. Así, la capacidad total de almacenamiento del centro de distribución fue de $2 \cdot 2 \cdot 6 \cdot 140 \cdot 3 = 10080$ posiciones de tarimas. Los productos más solicitados en las órdenes de clientes se localizaron en la parte superior izquierda del plano, mientras que los menos solicitados se localizaron en la parte inferior derecha. En el área de consolidación, se localizaron a 10 operadores (ver la figura 59).

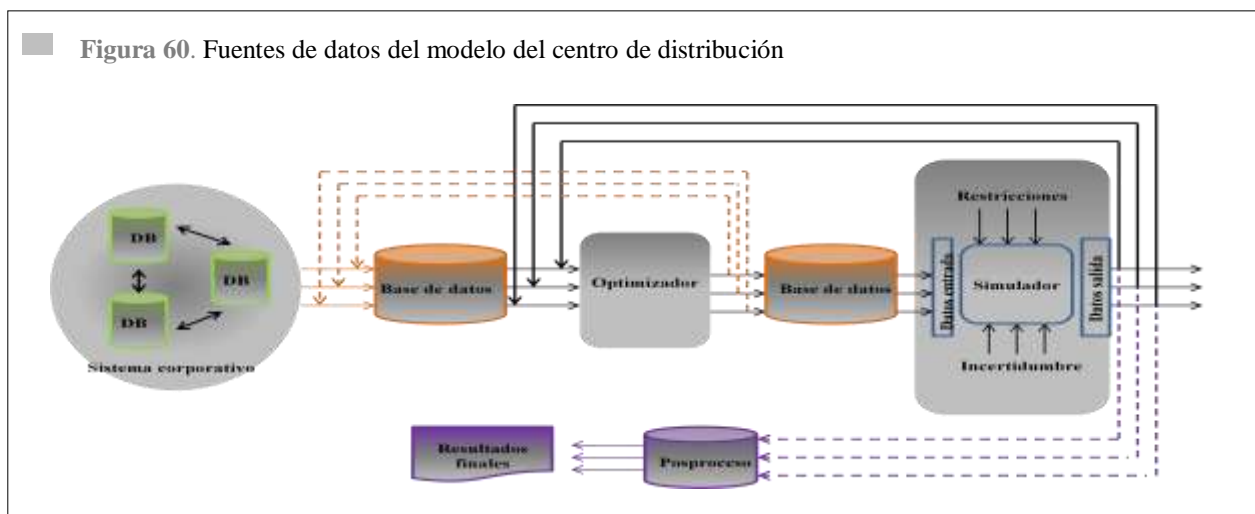
■ Figura 59. Plano del centro de distribución



Fuente: Elaboración propia.

La información relativa al número de órdenes de clientes, los clústeres en que estaban agrupados estas órdenes, los productos y su cantidad solicitada en cada orden, se tomó de la base de datos de un centro de distribución real y fue optimizada antes de servir como entrada al modelo de simulación (ver la figura 60).

■ Figura 60. Fuentes de datos del modelo del centro de distribución



Fuente: Elaboración propia.

El proceso de optimización consistió de dos fases operativas (Giovannozzi, 2013). En las dos fases se utilizó el algoritmo de recocido simulado en conjunto con el algoritmo de clustering K-means para determinar los clústeres (en la primera fase) y los subclústeres (en la segunda fase) de las órdenes de clientes. En estos dos casos, la función del algoritmo de clustering K-means fue la de contribuir a mejorar la eficiencia del algoritmo de recocido simulado mediante la formación de subconjuntos de órdenes de clientes a partir del total, con base en criterios de producto, localización y cantidad de producto, y minimizando la varianza entre datos contenidos en los subconjuntos. El software utilizado para el algoritmo K-means fue *WEKA*- Waikato Environment for Knowledge Analysis, el cual está basado en lenguaje Java.

Una vez que se obtuvieron los grupos de listas por medio del algoritmo K-means, se reagruparon utilizando el algoritmo de recocido simulado con la función de minimizar el número de viajes de los vehículos automáticos para transportar las tarimas de la zona de almacenamiento a la zona de los operadores. En resumen, se minimizó la suma de viajes de los vehículos automáticos para cada producto en cada clúster.

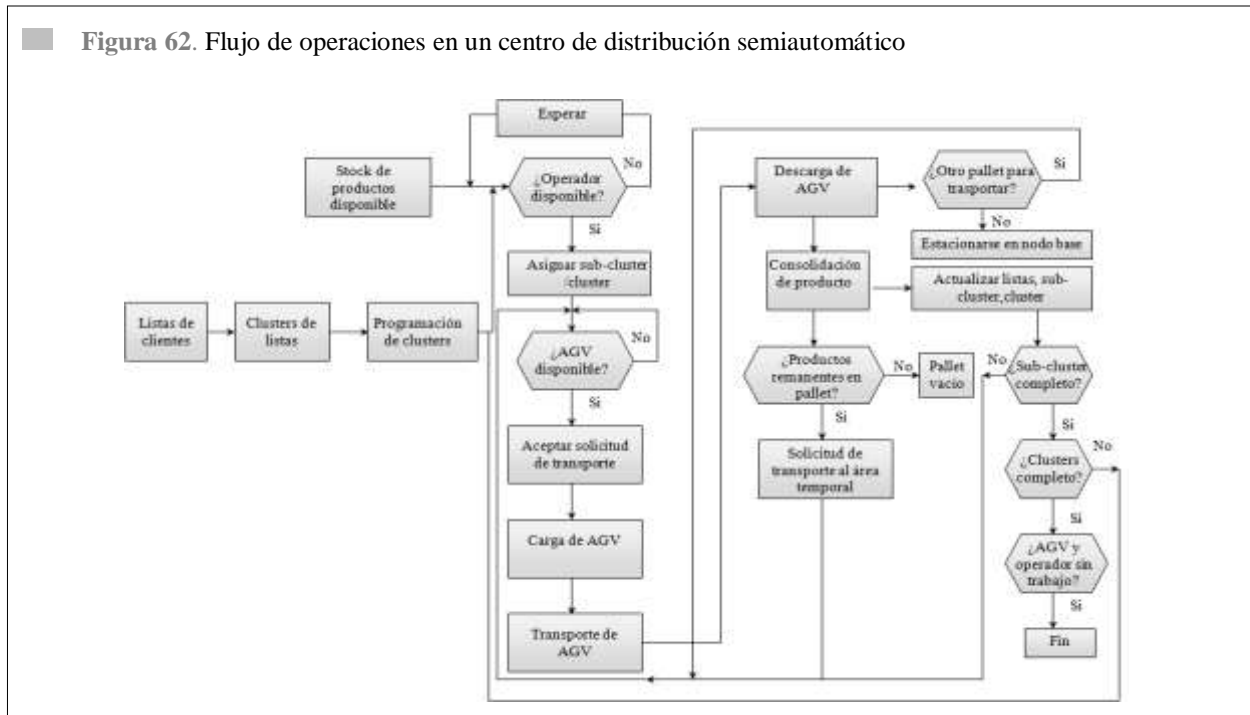
Una vez que se obtuvieron los clústeres, se pasó a la segunda fase operativa, en donde se elaboraron los subclústeres de listas de órdenes. Cada subclúster fue asignado a un operador. De esta forma, se aseguró que cada operador trabajara con listas de clientes muy diferentes.

En la *etapa dos DEMO*, denominada *Perspectiva*, obtuvimos la información relativa a las órdenes de clientes. Mientras que en la *etapa tres DEMO*, *operaciones del sistema*, modelamos las operaciones logísticas de carga, descarga, y transporte de productos y consolidación de las órdenes (ver las figuras 61 y 61).

■ **Figura 61.** Operaciones logísticas en un centro de distribución semiautomático



Fuente: Elaboración propia.



Fuente: Elaboración propia.

Asignamos cada subclúster, perteneciente a un clúster, a un operador libre para que éste solicitara los recursos necesarios a fin de cumplir al 100% los requerimientos del subclúster de órdenes de clientes. Así, cada operador verificaba la disponibilidad del transporte, el cual fue llevado a cabo por vehículos automáticos. Si un vehículo automático se encontraba libre, se asignaba a éste la solicitud de transporte de productos, desde el área de almacenamiento hasta el área de consolidación, donde se encontraban los operadores. El operador, por su parte, cuando llegaba una tarima de carga de producto, verificaba la cantidad solicitada y la seleccionaba de la tarima correspondiente al producto en lista. En caso de existir producto remanente en la tarima de carga, es decir, que el operador no utilizara toda la cantidad de producto disponible en la tarima, éste solicitaba un transporte adicional para que llevara el remanente del producto a un área de almacenamiento temporal. En caso de que otro operador solicitara el mismo producto, el transporte, en este caso el vehículo automático, debía transportar el producto desde el área temporal y no desde el área de almacenamiento, para reducir en la medida de lo posible el remanente de producto en las tarimas de carga. La consolidación finalizaba cuando todas las listas de clientes eran consolidadas por los operadores.

Para llevar a cabo el desarrollo del modelo conceptual, asumimos que las listas de clientes debían estar agrupadas en clústeres y sus respectivos subclústeres. Para llevar a cabo un cambio entre subclústeres, era necesario que todas las listas del primero estuvieran totalmente consolidadas para iniciar las del segundo. Los vehículos automáticos seguían la estrategia de mayor prioridad para llevar a cabo las actividades de transporte. También, los vehículos automáticos funcionaban sin fallas y tenían la capacidad de transporte de una tarima de carga. El tiempo de carga del producto para la consolidación de órdenes por parte de los operadores estuvo basado en una función uniforme. Por otro lado, los vehículos automáticos seguían una red para su movimiento. El beneficio principal de dicha red era que incluía diversas rutas de transporte.

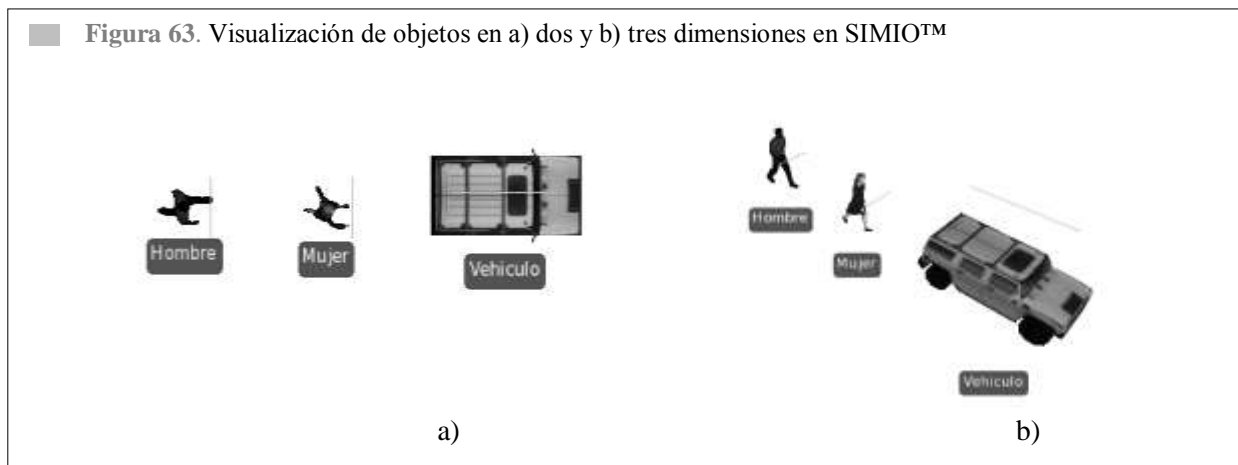
Aunque el inconveniente era que se complicaba el control de tráfico, originando problemas de congestión e interferencia entre vehículos. Particularmente, para este caso, la red se configuró con el criterio de ruta más corta, así, cada vehículo en cada solicitud de transporte, se desplazaba tomando en cuenta la ruta más corta entre origen y destino.

En la *etapa cuatro DEMO*, denominada *enfoques potenciales de modelación*, describimos el modelo del centro de distribución a nivel macro y algunos aspectos a nivel micro, utilizando simulación de eventos discretos y modelación basada en agentes. Y en la *etapa cinco DEMO* comunicamos el modelo para su implementación en computadora.

4.2.1.3. La simulación del modelo, SIMO

La simulación del modelo (*SIMO*), es la tercera etapa del ciclo *MoSASCoM*. Esta etapa tiene como objetivos la selección del software de simulación y la implementación del modelo conceptual en una computadora mediante el software de simulación seleccionado. En este estudio de caso, seleccionamos el software de simulación *SIMIO™* como potencial para la implementación en computadora del modelo del centro de distribución.

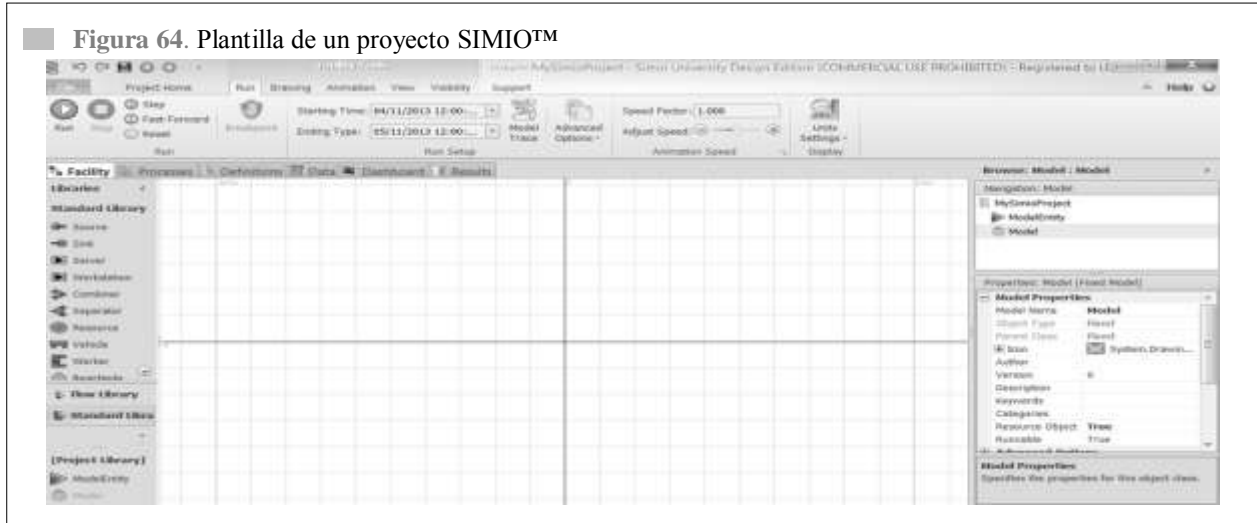
SIMIO™ es una herramienta de modelación basada en objetos inteligentes (Kelton, Smith & Sturrock, 2011; Pegden & Sturrock, 2012), los cuales son desarrollados por el modelador y almacenados en librerías para utilizarlos en diferentes modelos. La arquitectura modelación de *SIMIO™* es gráfica. De esta forma, el desarrollo de objetos inteligentes está basado en lenguajes de programación orientada a objetos, y el resultado que se obtiene es un modelo de simulación gráfico. Es así que en *SIMIO™* se habla de una modelación orientada a objetos y las competencias que se requieren para la definición y creación de nuevos objetos son de modelación y no de programación como sucede en la programación orientada a objetos. En *SIMIO™* existen seis diferentes clases de objetos que permiten crear objetos inteligentes: Agentes, entidades, transportes y fijas como enlaces y nodos. La visualización de estos objetos inteligentes en un modelo *SIMIO™* puede ser en dos y tres dimensiones (ver la figura 63).



Fuente: Elaboración propia.

La interfaz con el usuario es a través de una plantilla de proyecto *SIMIO™* (ver la figura 64) que consiste de 6 ventanas: *Facility, Processes, Definitions, Data, Dashboard, y Results* (Sturrock & Pegden, 2012).

Figura 64. Plantilla de un proyecto SIMIO™



Fuente: Elaboración propia.

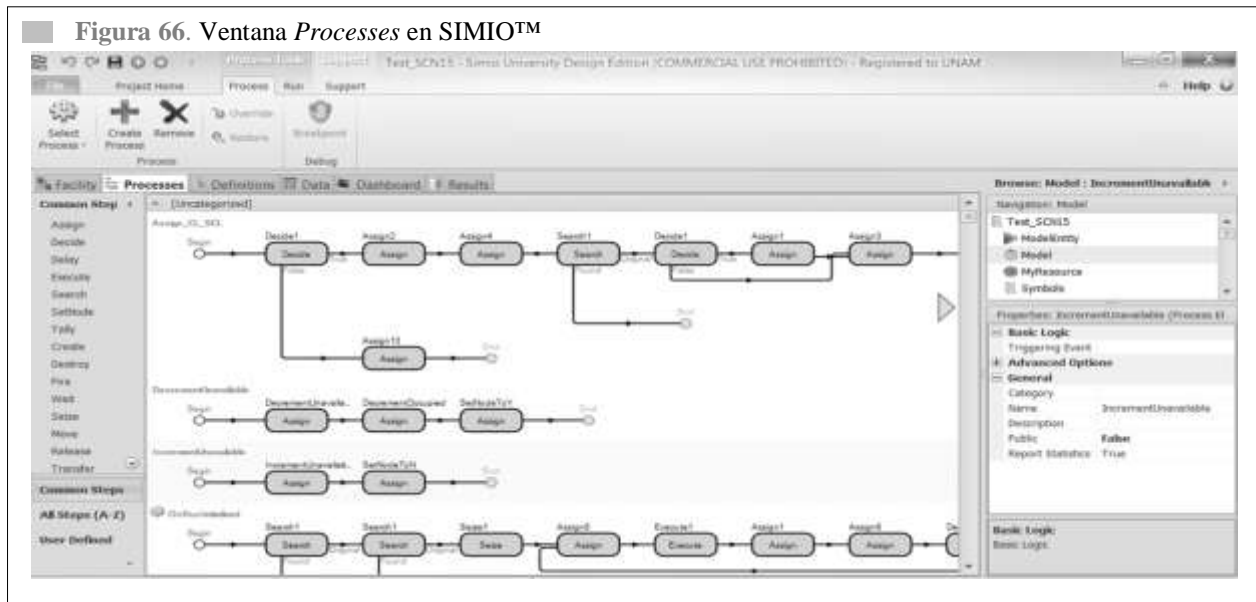
En la ventana *Facility* se construyen los modelos basados en objetos utilizando los objetos de la librería estándar. Mientras que en la venta *Processes* se definen procesos lógicos personalizados por el usuario. Por otro lado, en la ventana *Definitions* se definen diferentes aspectos del modelo como son las propiedades, estados y eventos. A través de la ventana *Data* se pueden definir e importar/exportar datos a ser utilizados por el modelo. En la ventana de *Dashboard* el usuario puede diseñar gráficas personalizadas para la presentación de sus resultados. Y en la ventana *Results* se despliegan las salidas del modelo después de la ejecución de una simulación. Implementamos el modelo del centro de distribución en SIMIO™ utilizando las seis ventanas. En la ventana *Facility* (ver la figura 65) implementamos el plano del centro de distribución y las zonas principales de las operaciones logísticas, a escala y con base en medidas reales. La presentación de los objetos tales como los operadores, los vehículos y las tarimas de carga, estuvieron basados en símbolos descargados desde la librería *Google Warehouse*.

Figura 65. Ventana *Facility* en SIMIO™



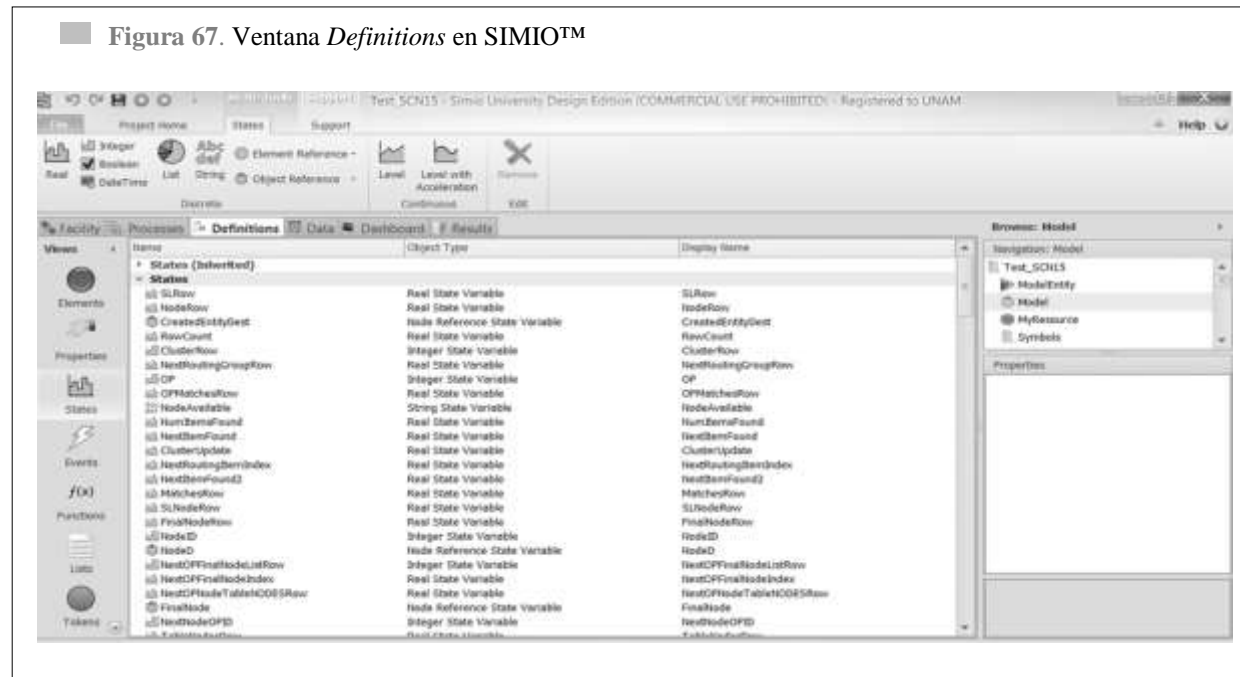
Fuente: Elaboración propia.

En la ventana *Processes* (ver la figura 66) definimos todos los procesos del modelo haciendo uso de las operaciones: *assign*, *decide*, *delay*, *execute*, *fire*, *park*, *release*, *search*, y *seize*, principalmente. Cada operación se configuró con base en los requerimientos de cada proceso.



Fuente: Elaboración propia.

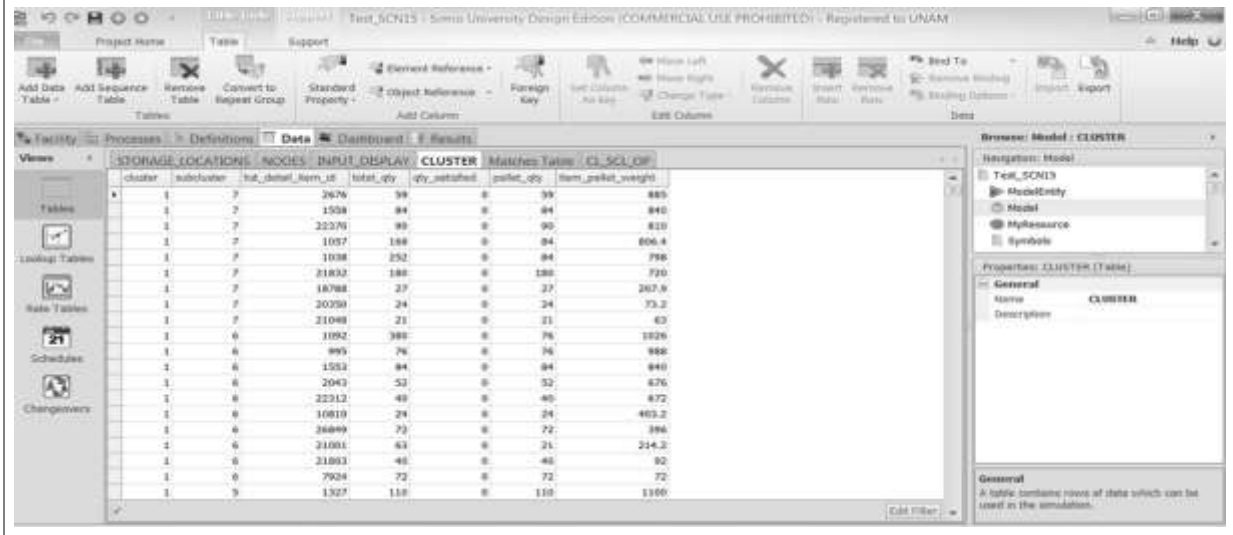
En la ventana *Definitions* (ver la figura 67) definimos los *elementos* para los estadísticos. En las *propiedades* definimos el número de vehículos automáticos. En los *estados*, todas las variables de estado del tipo real y entero. También definimos algunos *eventos* que indicaban el fin de procesos específicos.



Fuente: Elaboración propia.

La ventana *Data* (ver la figura 68) tuvo gran importancia en el modelo ya que fue en esta ventana en donde importamos los datos en forma de tabla desde la base de datos enlazada al optimizador. En total se importaron 6 tablas: *STORAGE_LOCATIONS*, *NODES*, *INPUT_DISPLAY*, *CLUSTER*, *Matches Table*, y *CL_SCL_OP*. Los procesos accedían a la información contenida en estas tablas de datos a través de la operación *search*. Es decir, dentro de un proceso se le indicaba a la operación *search* el criterio de búsqueda de un registro dentro de una tabla de datos específica.

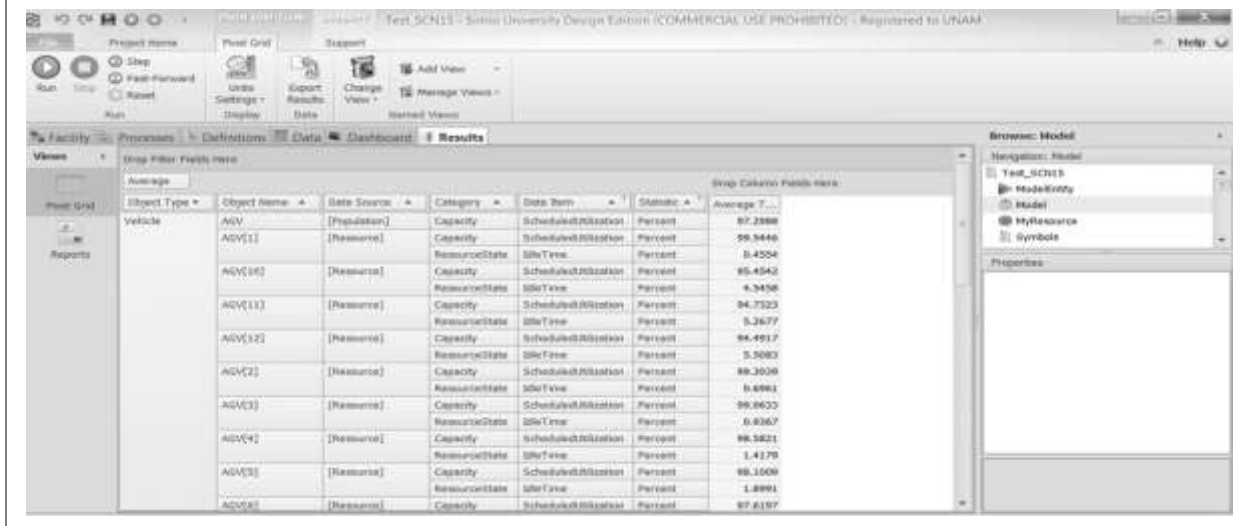
Figura 68. Ventana *Data* en SIMIO™



Fuente: Elaboración propia.

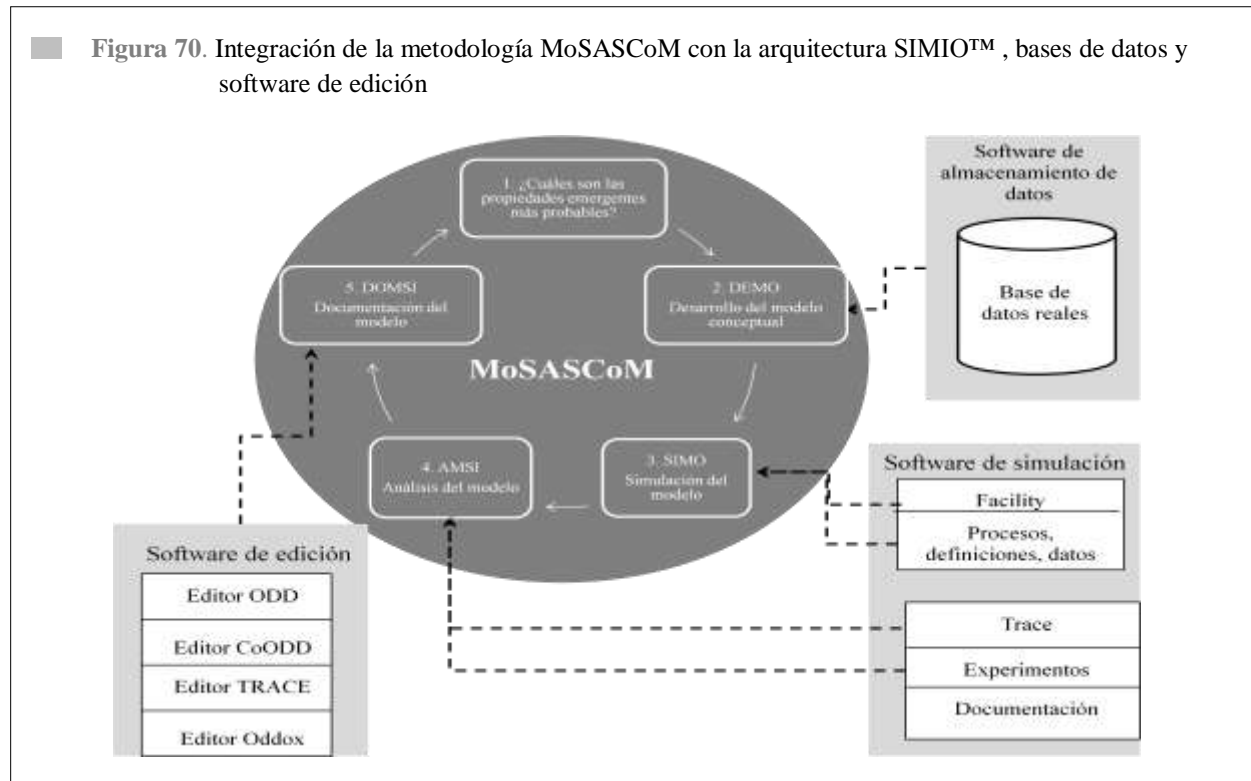
En la ventana *Results* (ver la figura 69) observamos los datos de salida del modelo de simulación. Para cada objeto se configuraron los estadísticos de interés.

Figura 69. Ventana *Results* en SIMIO™



Fuente: Elaboración propia.

El diagrama de integración de la metodología MoSASCoM con la arquitectura SIMIO™ se indica en la figura 70.



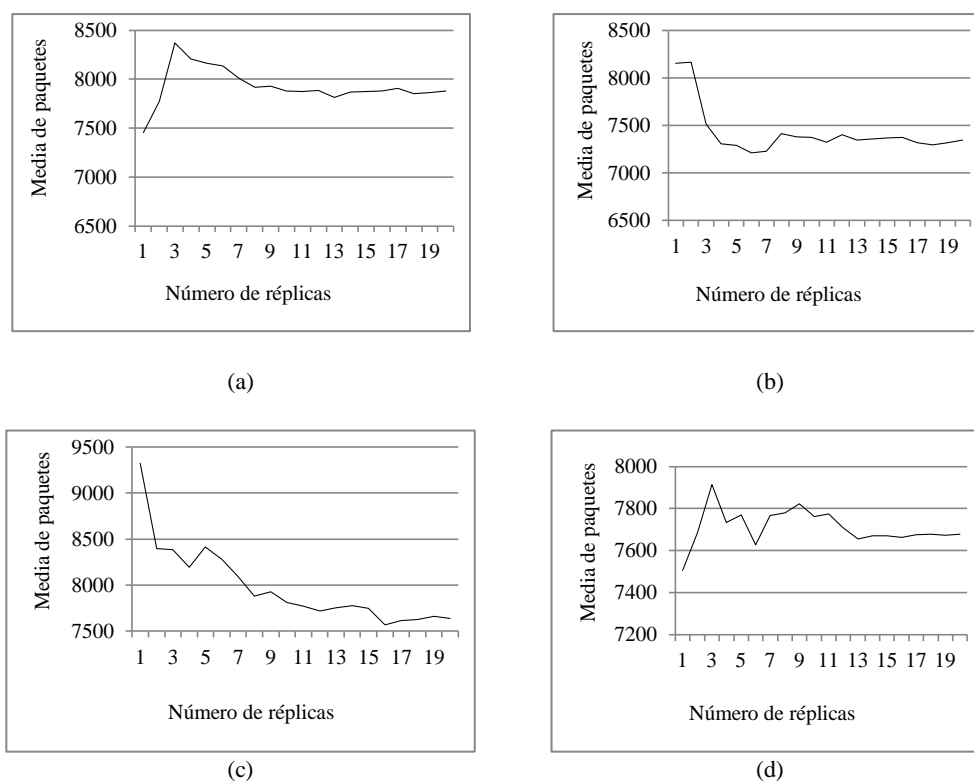
Fuente: Elaboración propia.

4.2.1.4. El análisis del modelo de simulación, AMSI

AMSI es la cuarta etapa de la metodología *MoSASCoM* y es en donde se lleva a cabo la validación y verificación del modelo, se especifican los escenarios de simulación y se analizan sus resultados. El modelo se valida en el contexto de la pregunta base formulada y del nivel de incertidumbre aceptable en los resultados. También, el modelo se verifica, determinando en qué grado, tanto el modelo de simulación correspondiente al modelo conceptual como su implementación, son correctos y están libres de errores. Por otro lado, los escenarios de simulación se construyen con base en la variación de parámetros, el análisis de sensibilidad, los experimentos de simulación aleatorios, o bien, con base en los experimentos MonteCarlo.

En este estudio de caso, debido a que el modelo de simulación iniciaba con la primera orden de cliente que llegaba y finalizaba con la última orden de cliente que se consolidaba, se trató de un sistema terminante. De tal forma, nos interesó conocer el número de réplicas potenciales a llevar a cabo con el objetivo de reducir el error debido a la aleatoriedad propia de la simulación. Para ello, analizamos qué sucedía con el número de paquetes procesados a medida que se incrementaba el número de réplicas de simulación. De esta forma, verificamos que después de quince réplicas, la respuesta del sistema tendía a estabilizarse, presentando una variación poco significativa (ver la figura 71). Por lo que consideramos veinte réplicas para llevar a cabo los análisis posteriores.

■ **Figura 71.** Análisis del número de réplicas de simulación para diferentes operadores: a) Operador 1, b) Operador 3, c) Operador 7 y d) Operador 9



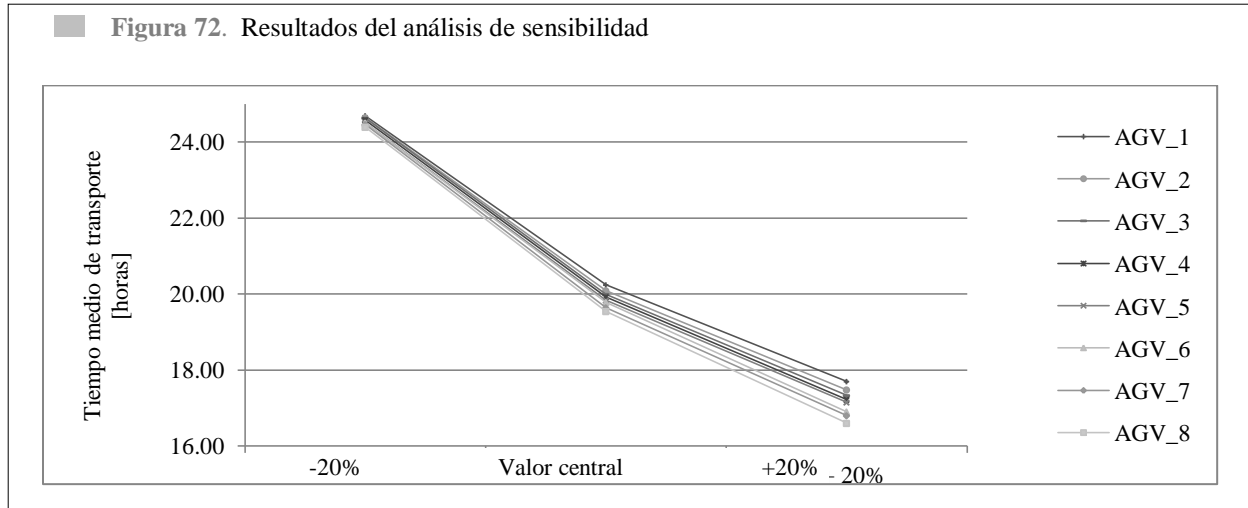
Fuente: Elaboración propia.

Para la validación del sistema, construimos dos escenarios diferentes: de +20% y de -20% a partir de un valor central de los parámetros del sistema (ver la tabla 18) y sometimos al sistema a estos escenarios. Entonces, verificamos la respuesta del sistema en cada uno de ellos por medio de un análisis de sensibilidad (ver la figura 72).

■ **Tabla 18.** Escenarios para el análisis de sensibilidad

Parámetro	Escenario 1 (-20%)	Escenario 2 (+20%)
Velocidad de los vehículos automáticos	4 m/s	4 m/s
Capacidad de los vehículos automáticos	1 tarima	1 tarima
Tiempo de carga/descarga de los vehículos automáticos	6 segundos	6 segundos
Listas de clientes	1047	1047
Operadores	10	10
Replicas de simulación	20	20
Tiempo paquete/ operadores	Uniforme (5,10) segundos	Uniforme (5,10) segundos
Número de vehículos automáticos	8	12

Fuente: Elaboración propia.



Fuente: Elaboración propia.

Por otro lado, llevamos a cabo la verificación con el apoyo del compilador incluido en SIMIO™. Y construimos los escenarios de simulación con base en un diseño de experimentos aleatorios 2^4 factorial, a fin de analizar la evolución el tiempo que permanecían ocupados los operadores, el tiempo de transporte de los vehículos automáticos, así como el tiempo que permanecían desocupados los vehículos automáticos. Condujimos dieciséis experimentos combinando los cuatro parámetros de entrada del modelo (factores): *tiempo de descarga/carga de vehículos automáticos*, *número de vehículos automáticos*, y *tiempo de manejo de paquetes por operador* (ver la tabla 19).

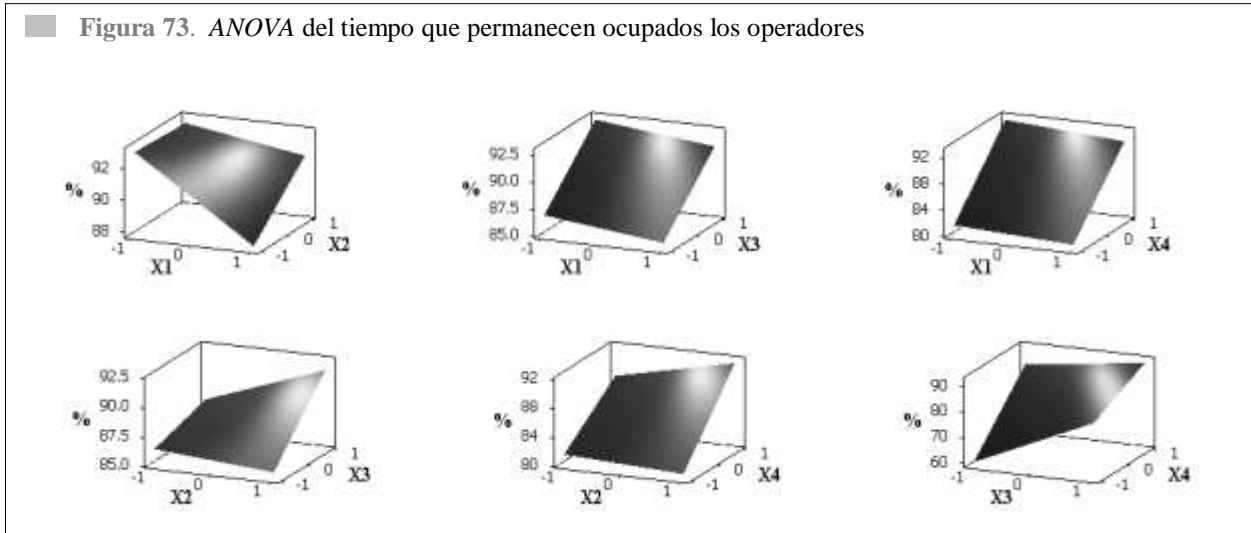
Tabla 19. Parámetros de diseño experimental 2^4

Factor	Variable	Nivel [-1]	Nivel [+1]
Tiempo de descarga de vehículos automáticos	X_1	6	12
Tiempo de carga de vehículos automáticos	X_2	6	12
Número de vehículos automáticos	X_3	8	12
Tiempo de manejo de paquetes por operador	X_4	Uniforme (5,10) segundos	Uniforme (10,15) segundos

Fuente: Elaboración propia.

Replicamos veinte veces cada escenario. Y por medio del software Minitab® analizamos los datos obtenidos en los experimentos realizados. Para este fin, llevamos a cabo el análisis de la varianza (ANOVA) del tiempo que permanecían ocupados los operadores (ver la figura 73), del tiempo de transporte de los vehículos automáticos (ver la figura 74) y del tiempo que permanecían desocupados (ver la figura 75). Lo interesante de la ANOVA, como se indicó en la Sección 4.1.1.4, es que también en este caso, nos permitió evaluar un meta modelo del modelo de simulación que representó su respuesta, como una función analítica Y de las variables/factores (X_1, X_2, X_3, X_4) considerados.

■ Figura 73. ANOVA del tiempo que permanecen ocupados los operadores

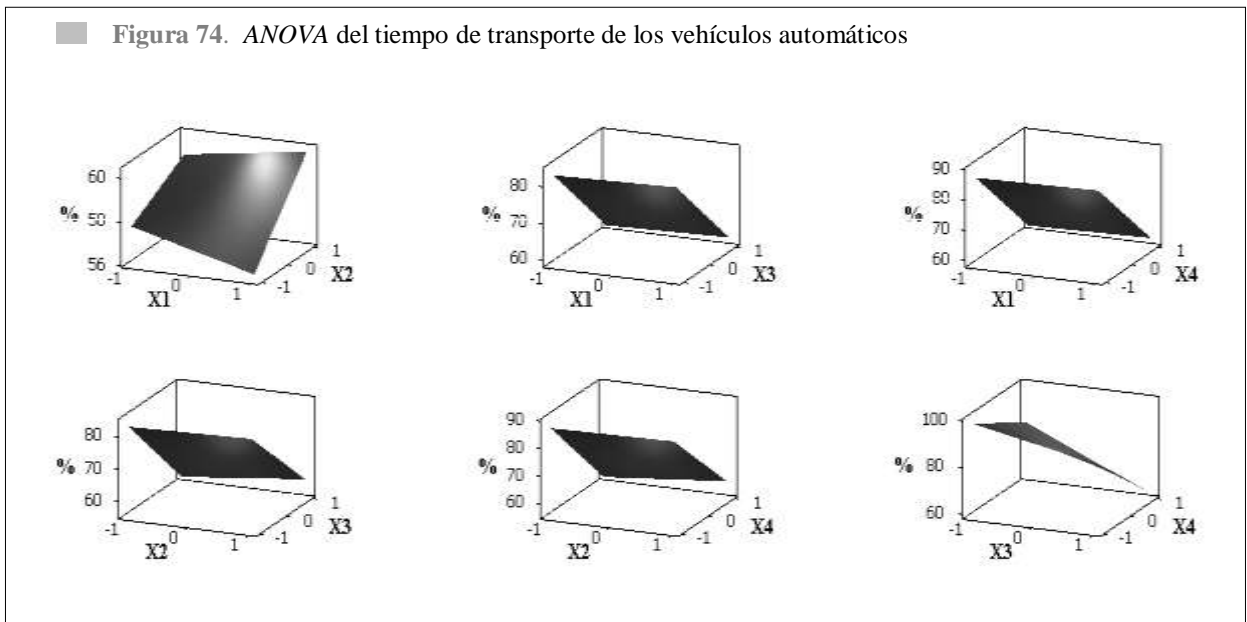


Fuente: Elaboración propia.

En el caso del tiempo que permanecían ocupados los operadores, el meta modelo fue como se indica en la ecuación (5) y observamos que los efectos mayores los ejercían las combinaciones de variables/ factores $X_1X_3X_4$, $X_1X_2X_4$, X_3X_4 y X_1X_3 .

$$Y = -0.8X_1 - 0.213X_2 + 6.2X_3 + 8.625X_4 + 0.175X_1X_2 - 0.287X_1X_3 - 0.263X_1X_4 + 0.375X_2X_3 + 0.5X_2X_4 - 3.813X_3X_4 + 0.388X_1X_2X_3 + 0.262X_1X_2X_4 - 0.225X_1X_3X_4 + 0.212X_2X_3X_4 + 0.15X_1X_2X_3X_4 + 80.3 \quad (5)$$

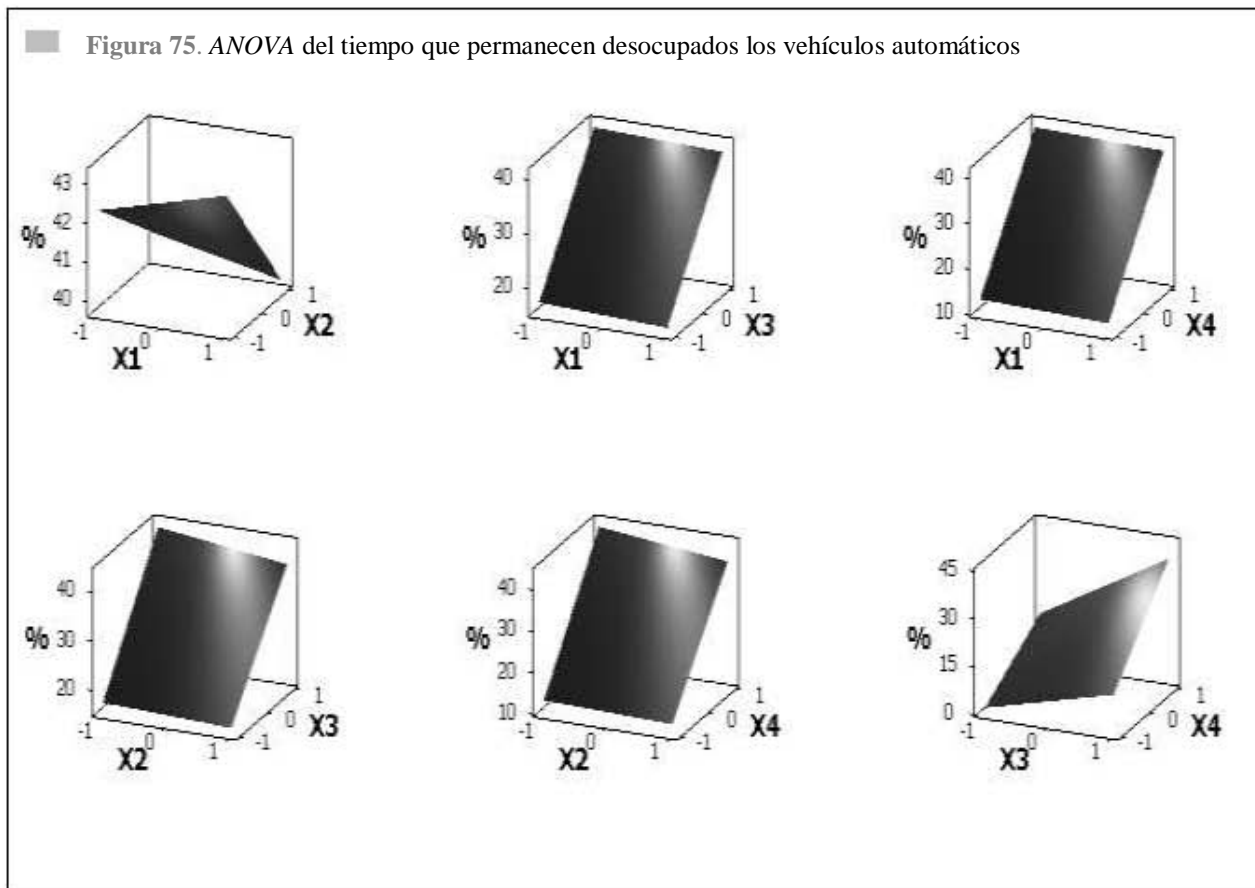
■ Figura 74. ANOVA del tiempo de transporte de los vehículos automáticos



Fuente: Elaboración propia.

Mientras que en el caso del tiempo de transporte de los vehículos automáticos, el meta modelo fue como se indica en la ecuación (6) y observamos que los efectos mayores los ejercían las combinaciones de variables/factores $X_2X_3X_4$, X_1X_4 , X_2X_4 , y $X_1X_2X_3$.

$$Y = 0.2X_1 + 0.74X_2 - 8.78X_3 - 10.83X_4 + 0.18X_1X_2 - 0.02X_1X_3 - 0.03X_1X_4 + 0.21X_2X_3 + 0.25X_2X_4 - 3.39X_3X_4 + 0.06X_1X_2X_3 + 0.08X_1X_2X_4 - 0.31X_1X_3X_4 + 0.22X_2X_3X_4 + 0.26X_1X_2X_3X_4 + 81.4 \quad (6)$$



Fuente: Elaboración propia.

Y finalmente, en el caso del tiempo que permanecen desocupados los vehículos automáticos, el meta modelo fue como se indica en la ecuación (7) y observamos que los efectos mayores los ejercían las combinaciones de variables/factores $X_1X_3X_4$ y X_1X_4 .

$$Y = -0.2313X_1 - 0.7187X_2 + 8.74X_3 + 10.80X_4 - 0.1313X_1X_2 + 0.0063X_1X_3 - 0.0063X_1X_4 - 0.1812X_2X_3 - 0.2188X_2X_4 + 3.3687X_3X_4 - 0.0188X_1X_2X_3 - 0.0313X_1X_2X_4 + 0.2812X_1X_3X_4 - 0.1812X_2X_3X_4 - 0.2187X_1X_2X_3X_4 + 18.5313 \quad (7)$$

Adicionalmente, del ANOVA dedujimos que:

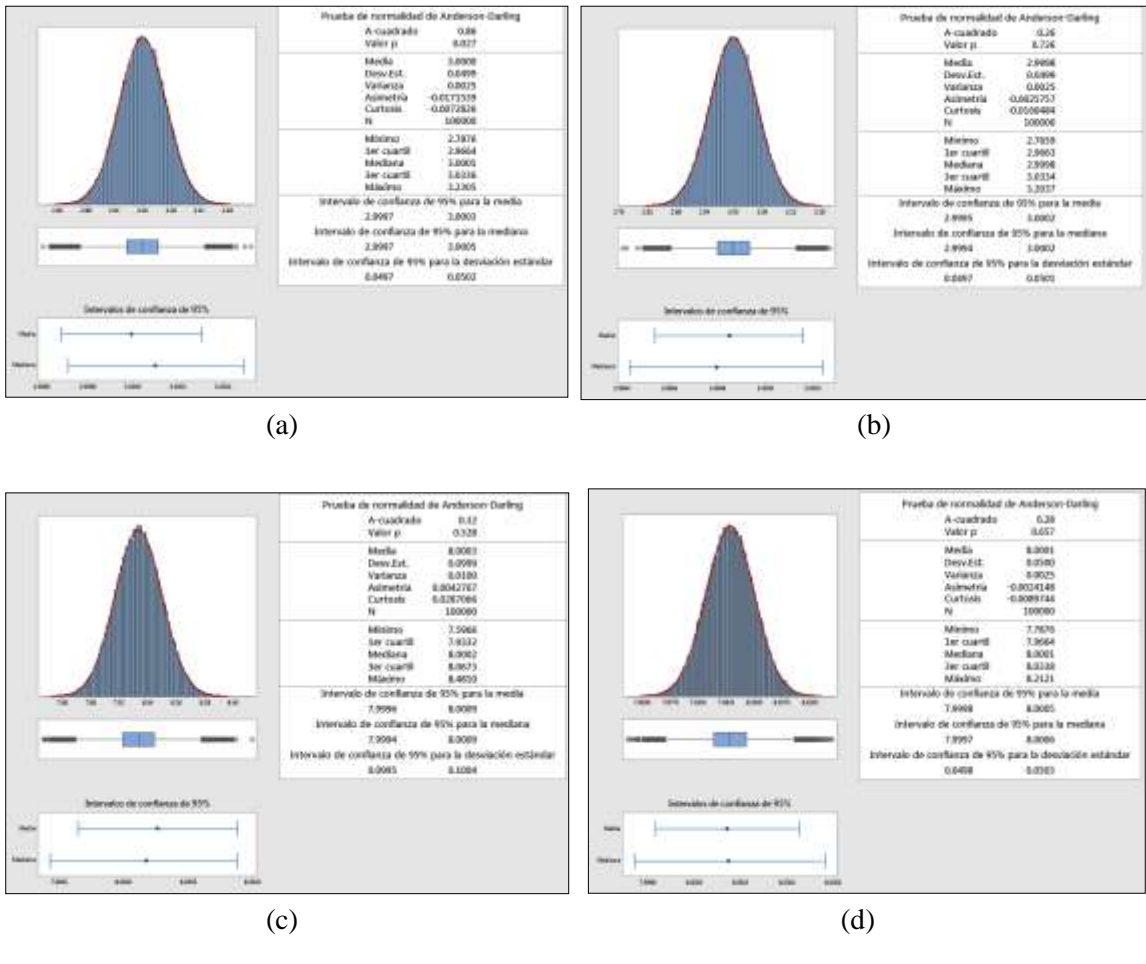
- Incrementando el tiempo de carga/descarga de los vehículos automáticos desde 6 hasta 12 segundos, el tiempo de los operadores decrecía considerablemente en un 60%. Si adicionalmente, se consideraba el número mínimo de vehículos automáticos, el tiempo que permanecían ocupados los operadores alcanzaba un 57%, siendo este caso el más desfavorable para la operación del centro de distribución propuesto;
- Reduciendo el tiempo de trabajo de los operadores desde 10 segundos hasta 5 segundos, el tiempo de transporte de los vehículos automáticos se incrementó hasta alcanzar un valor del 99% aún en el caso de que el tiempo de carga/descarga fue el máximo, de 12 segundos;
- Incrementando el número de vehículos automáticos en un 50%, desde 8 hasta 12, el tiempo de congestión se incrementó y como consecuencia, el tiempo en que permanecían los vehículos automáticos sin actividad fue superior al 40%. En el caso en que el tiempo del operador fue máximo, el tiempo de los vehículos automáticos sin actividad alcanzó un valor del 65% inclusive.

Recordemos que las preguntas a responder en este estudio de caso fueron tres: **¿Cuál es el tiempo más probable que están ocupados los operadores? ¿Qué porcentaje del tiempo permanecen probablemente más ocupados los vehículos automáticos dentro del centro de distribución? ¿Qué porcentaje del tiempo permanecen probablemente más desocupados los vehículos automáticos dentro del centro de distribución?** Para responder de forma adecuada a estas preguntas, fue necesario conducir experimentos de simulación Montecarlo con base en los meta modelos de la ecuaciones 5, 6 y 7, como se describe a continuación.

Pregunta 1: ¿Cuál es el tiempo más probable que están ocupados los operadores?

- i. Identificar una distribución probabilística que se utilice como la fuente de cada uno de los parámetros de entrada del experimento: tiempo de descarga/carga de vehículos automáticos, número de vehículos automáticos, y tiempo de manejo de paquetes por operador, X_1 , X_2 , X_3 , X_4 , respectivamente. Así, identificamos las siguientes distribuciones probabilísticas para cada uno de los factores de entrada: $X_1 \sim N(3, 0.05)$ (ver la figura 76.a), $X_2 \sim N(3, 0.05)$ (ver la figura 76.b), $X_3 \sim N(8, 0.1)$ (ver la figura 76.c), y $X_4 \sim N(8, 0.05)$ (ver la figura 76.d), mediante el software MINITAB™. Generamos 100,000 datos aleatorios para cada distribución.

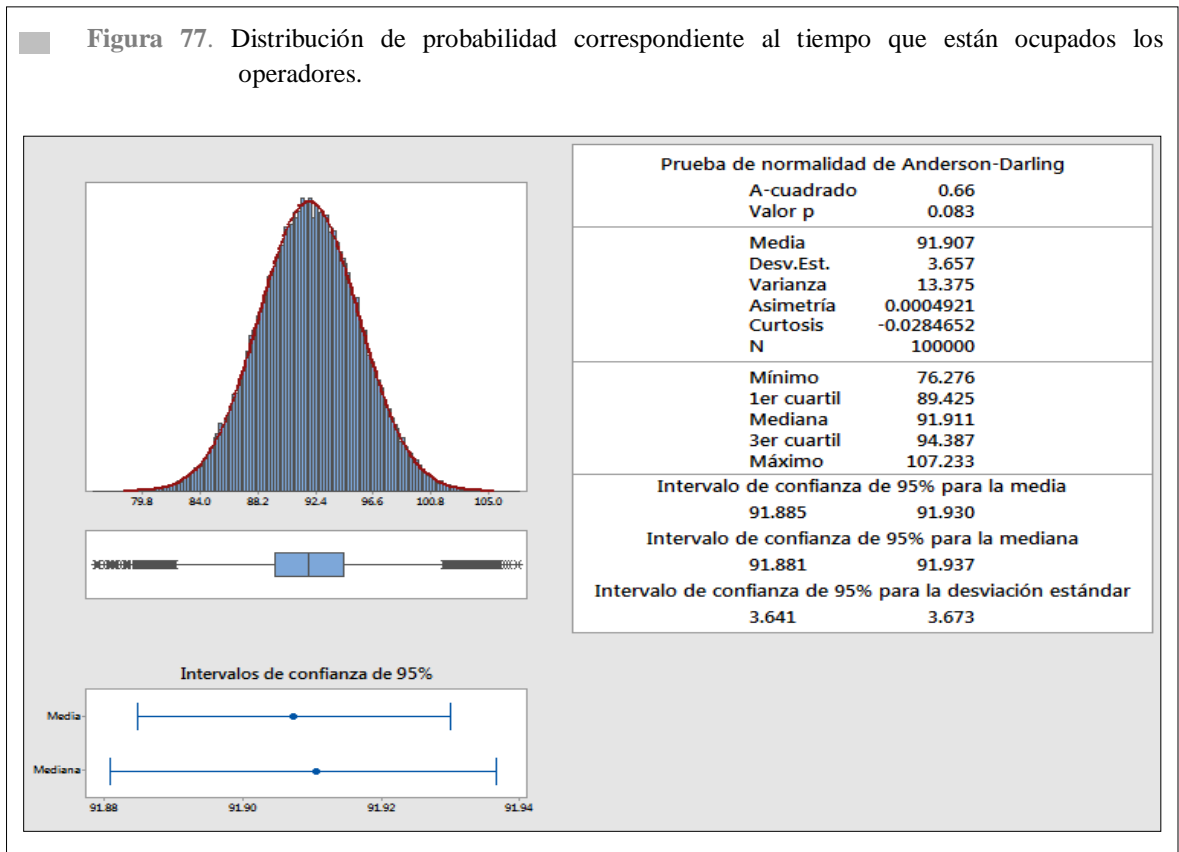
Figura 76. Distribución de probabilidad correspondientes a los parámetros de entrada: X_1 (a), X_2 (b), X_3 (c), y X_4 (d), respectivamente.



Fuente: Elaboración propia.

- ii. Seleccionar muestras aleatorias de cada distribución, que representen los valores de las variables de entrada del modelo de simulación. En este caso, llevamos a cabo la selección internamente dentro del software.
- iii. Para cada conjunto de parámetros de entrada, X_1 , X_2 , X_3 , X_4 obtener un parámetro de salida. En este caso el parámetro de salida es el tiempo más probable que están ocupados los operadores. El valor de este parámetro de salida representa un escenario particular en la ejecución de la simulación. En este punto, ejecutamos 100,000 simulaciones utilizando el meta modelo especificado en la ecuación 5. Colectamos automáticamente los valores de salida a partir de dichas ejecuciones de las simulaciones.

- iv. Ejecutar un análisis estadístico de los valores pertenecientes a los parámetros de salida. Agrupando los valores de los parámetros de salida por tamaño y desplegando los valores como un histograma de frecuencias obtuvimos una forma aproximada de la función de densidad de probabilidad del tiempo que están ocupados los operadores. En este caso, el histograma de frecuencia se presenta en la figura 77.



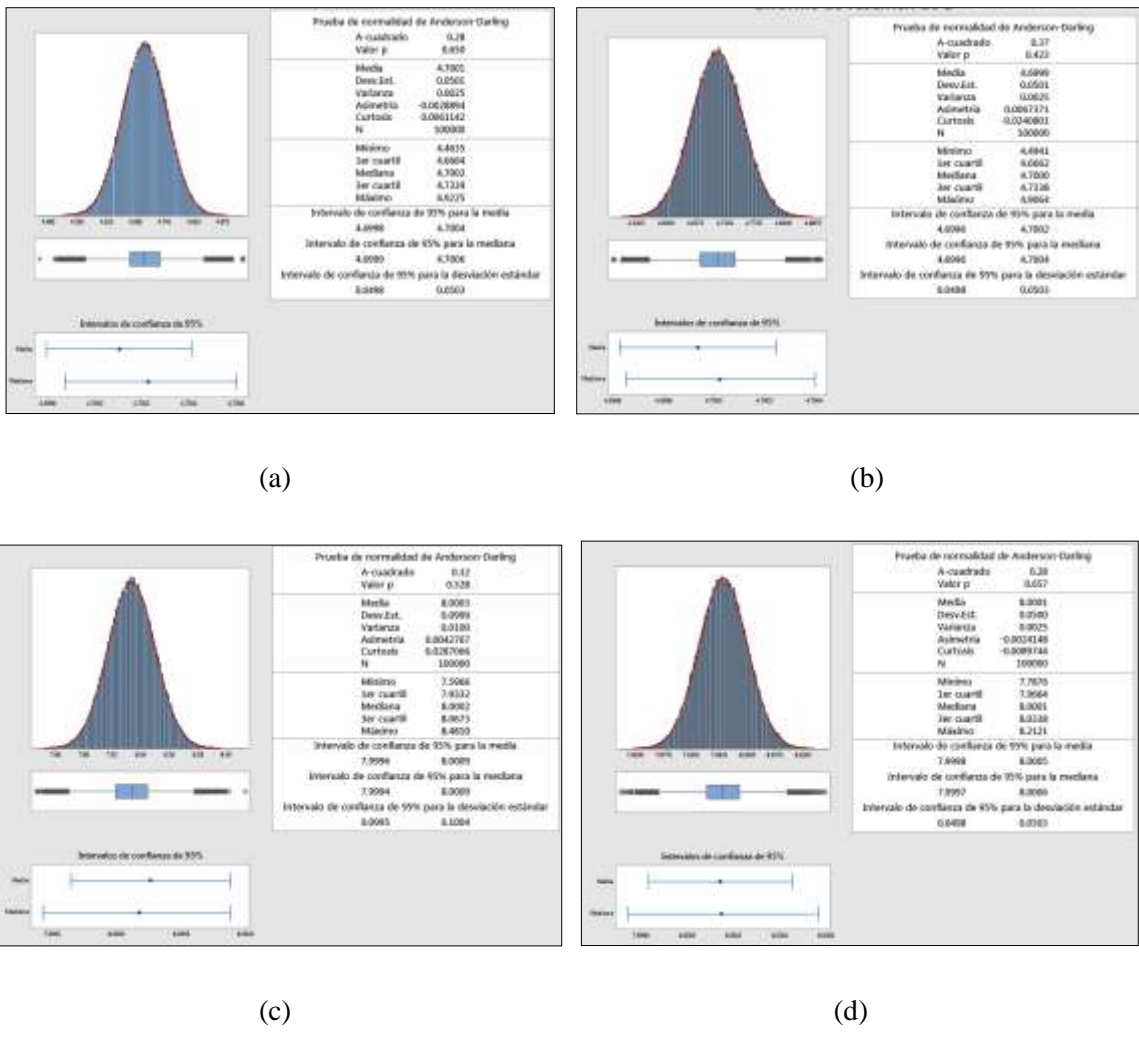
Fuente: Elaboración propia.

Como supusimos los parámetros de entrada distribuidos normalmente, observamos de la figura anterior que a través de la ecuación 5, el tiempo que estuvieron ocupados los operadores también se distribuyó normalmente. El tiempo medio que permanecieron ocupados los operadores fue del 91.9% sobre la base de 100, 000 muestras. Sin embargo, con el 95% de probabilidad dicho tiempo estuvo comprendido entre 91.881% y 91.937%. Mostramos también que la desviación transmitida de los cuatro parámetros de entrada X_1 , X_2 , X_3 y X_4 , produjo una desviación estándar de 3.657.

Pregunta 2: ¿Qué porcentaje del tiempo permanecen probablemente más ocupados los vehículos automáticos dentro del centro de distribución?

- i. Para responder a la pregunta 2, identificamos las siguientes distribuciones probabilísticas para cada uno de los factores de entrada: $X_1 \sim N(4.7, 0.05)$ (ver la figura 78.a), $X_2 \sim N(4.7, 0.05)$ (ver la figura 78.b), $X_3 \sim N(8, 0.1)$ (ver la figura 78.c), y $X_4 \sim N(8, 0.05)$ (ver la figura 78.d), mediante el software MINITAB™. También generamos 100,000 datos aleatorios para cada distribución.

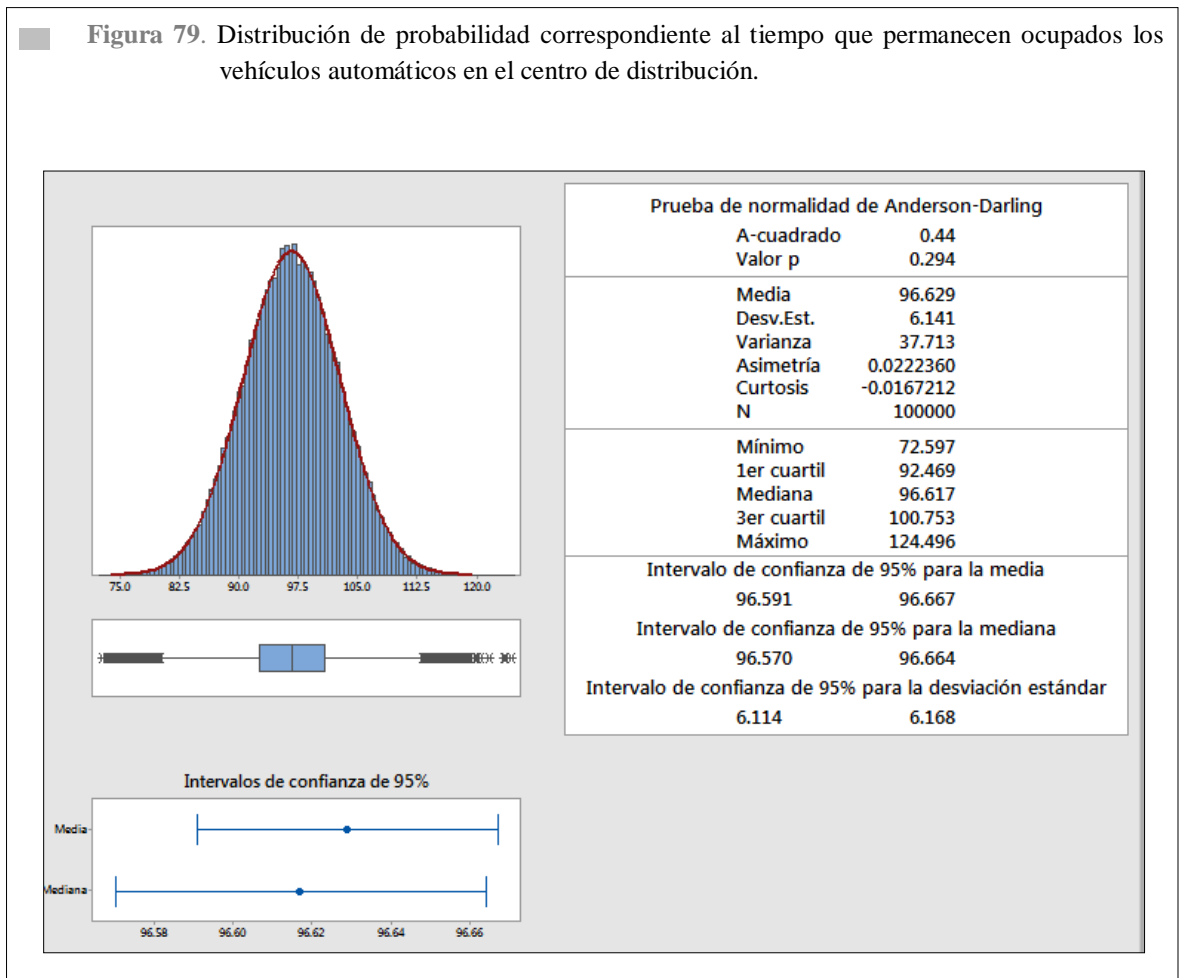
Figura 78. Distribución de probabilidad correspondientes a los parámetros de entrada: X_1 (a), X_2 (b), X_3 (c), y X_4 (d), respectivamente.



Fuente: Elaboración propia.

- ii. En este caso, también la selección de muestras aleatorias de cada distribución se llevó a cabo dentro del software.
- iii. Para cada conjunto de parámetros de entrada, X_1 , X_2 , X_3 , X_4 obtuvimos un parámetro de salida. En este caso el parámetro de salida fue el tiempo que permanecen ocupados los vehículos automáticos en el centro de distribución. El valor de este parámetro de salida representó un escenario particular en la ejecución de la simulación. En este punto, ejecutamos 100,000 simulaciones utilizando el meta modelo especificado en la ecuación 6. Colectamos automáticamente los valores de salida a partir de dichas ejecuciones de las simulaciones.

- iv. Ejecutar un análisis estadístico de los valores pertenecientes a los parámetros de salida. Agrupando los valores de los parámetros de salida por tamaño y desplegando los valores como un histograma de frecuencias obtuvimos una forma aproximada de la función de densidad de probabilidad del tiempo que permanecen ocupados los vehículos automáticos en el centro de distribución. En este caso, el histograma de frecuencia se presenten en la figura 79.



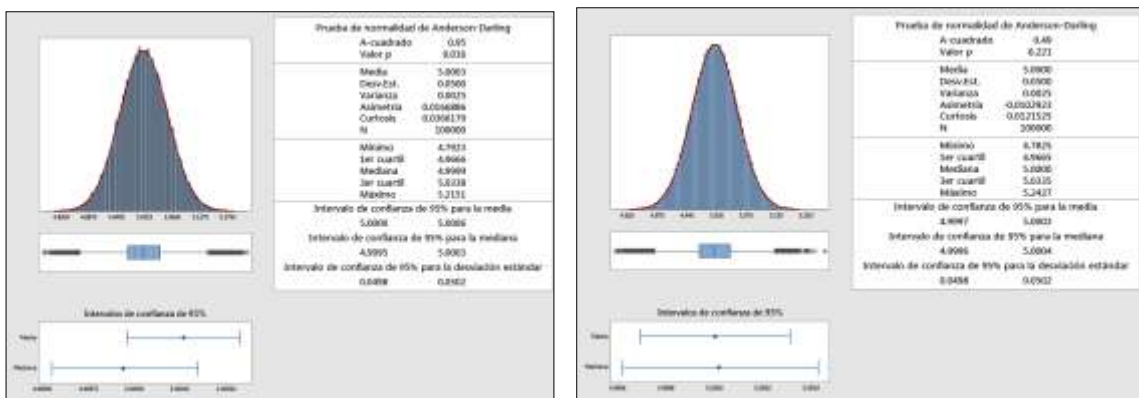
Fuente: Elaboración propia.

Como supusimos los parámetros de entrada distribuidos normalmente, observamos de la figura anterior que a través de la ecuación 6, el tiempo que permanecieron ocupados los vehículos automáticos en el centro de distribución se distribuyó normalmente. El tiempo medio fue del 96.63% sobre la base de 100,000 muestras. Sin embargo, con el 95% de probabilidad dicho tiempo estuvo comprendido entre 96.591% y 96.667%. Mostramos también que la desviación transmitida de los cuatro parámetros de entrada X_1 , X_2 , X_3 y X_4 , produjo una desviación estándar de 6.141.

Pregunta 3: ¿Qué porcentaje del tiempo permanecen probablemente más desocupados los vehículos automáticos dentro del centro de distribución?

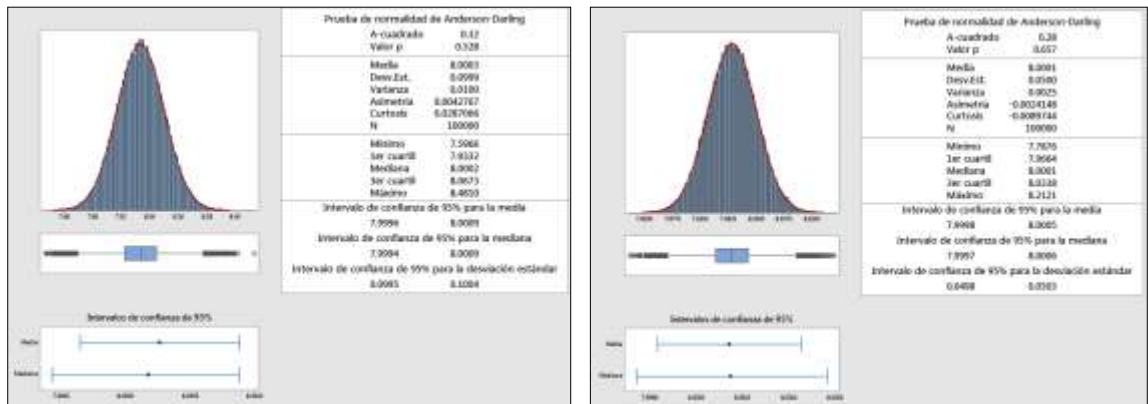
- i. Para responder a la pregunta 3, identificamos las siguientes distribuciones probabilísticas para cada uno de los factores de entrada: $X_1 \sim N(5, 0.05)$ (ver la figura 80.a), $X_2 \sim N(5, 0.05)$ (ver la figura 80.b), $X_3 \sim N(8, 0.1)$ (ver la figura 80.c), y $X_4 \sim N(8, 0.05)$ (ver la figura 80.d), mediante el software MINITAB™. También generamos 100,000 datos aleatorios para cada distribución.

■ **Figura 80.** Distribución de probabilidad correspondientes a los parámetros de entrada: X_1 (a), X_2 (b), X_3 (c), y X_4 (d), respectivamente.



(a)

(b)



(c)

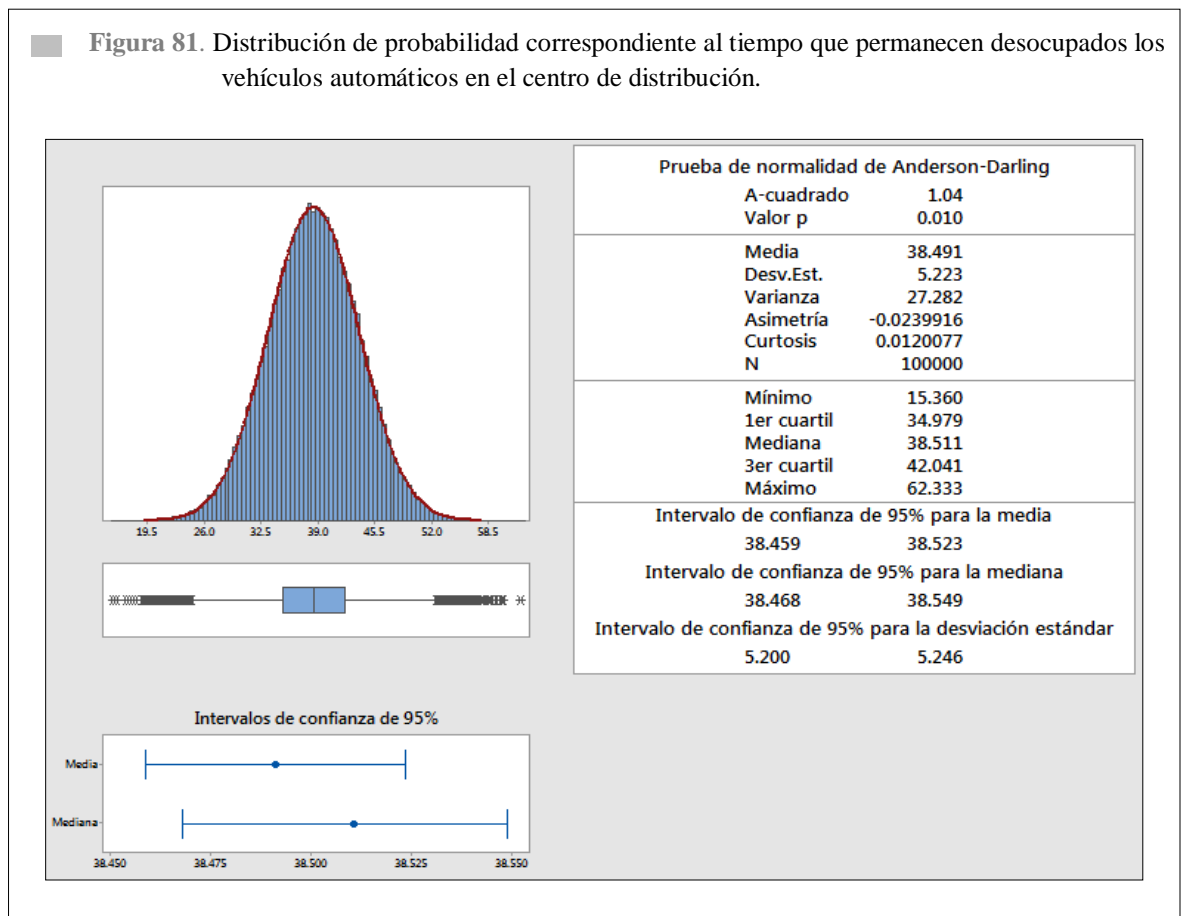
(d)

Fuente: Elaboración propia.

- ii. En este caso, también la selección de muestras aleatorias de cada distribución se llevó a cabo dentro del software.
- iii. Para cada conjunto de parámetros de entrada, X_1, X_2, X_3, X_4 obtuvimos un parámetro de salida. En este caso el parámetro de salida fue el tiempo que permanecen desocupados los vehículos

automáticos en el centro de distribución. El valor de este parámetro de salida representó un escenario particular en la ejecución de la simulación. En este punto, ejecutamos 100,000 simulaciones utilizando el meta modelo especificado en la ecuación 7. Colectamos automáticamente los valores de salida a partir de dichas ejecuciones de las simulaciones.

- iv. Ejecutar un análisis estadístico de los valores pertenecientes a los parámetros de salida. Agrupando los valores de los parámetros de salida por tamaño y desplegando los valores como un histograma de frecuencias se obtuvo una forma aproximada de la función de densidad de probabilidad del tiempo que permanecen desocupados los vehículos automáticos en el centro de distribución. En este caso, el histograma de frecuencia se presentan en la figura 81.



Fuente: Elaboración propia.

Como los parámetros de entrada se supusieron distribuidos normalmente, observamos de la figura anterior que a través de la ecuación 7, el tiempo que permanecieron desocupados los vehículos automáticos en el centro de distribución se distribuyó normalmente. El tiempo medio fue del 38.491% sobre la base de 100, 000 muestras. Sin embargo, con el 95% de probabilidad dicho tiempo estuvo comprendido entre 38.459% y 38.523%. Mostramos también que la desviación transmitida de los cuatro parámetros de entrada X_1 , X_2 , X_3 y X_4 , produjo una desviación estándar de 5.223.

4.2.1.5. La documentación del modelo de simulación, DOMSI

A fin de documentar el modelo, y ponerlo a disposición de los usuarios finales, tomadores de decisiones y comunidad científica, utilizamos el protocolo *ODD* y *TRACE*. En el primer estudio de caso, el correspondiente al puerto de Salerno documentamos el modelo desarrollado utilizando únicamente el protocolo *ODD*. En contraste, en este estudio de caso utilizamos dos protocolos, esto con el fin de documentar tanto el desarrollo del modelo (protocolo *ODD*) como su implementación en computadora y análisis (protocolo *TRACE*) para demostrar con este hecho la complementariedad de los protocolos de documentación.

Protocolo ODD

Los elementos del protocolo *ODD* (Grimm *et al.* 2010) aplicados a este estudio de caso se describen enseguida.

Propósito. El propósito del modelo fue analizar las propiedades emergentes de un centro de distribución como la congestión de vehículos automáticos y su impacto en el rendimiento de la actividad de consolidación. Para ello, el rendimiento se midió en términos de paquetes procesados por operador, el tiempo que estaban ocupados los operadores, y los tiempos de uso y de no uso de los vehículos automáticos, proporcionando retroalimentación acerca del impacto sobre el tráfico.

Entidades, variables de estado, escalas. Las entidades que incluyó el modelo fueron los vehículos automáticos, los operadores y las tarimas de carga de los productos. Los vehículos automáticos se caracterizaron por su población, su nodo origen y nodo destino, el producto a transportar e información como el clúster y sub clúster al que pertenecía el producto que transportaban, número de paradas que hacían al transportar una tarima de carga. Por otro lado, los operadores se caracterizaron por su número de identificación, la lista de clientes asignada, tarimas de productos procesados, y su estado activo o desactivo. Y las tarimas de carga de productos se caracterizaron con base en el tipo de producto, su número de paquetes, su ubicación física, y su destino, que podía ser un operador o bien el área de almacenamiento temporal. La escala espacial fue en metros y la temporal en segundos.

Procesos de programación. Las variables de estado estuvieron definidas dentro de los procesos del modelo en *SIMIO*TM y su valor era actualizado mediante la operación *assign* cada vez que de acuerdo con la lógica de modelo, se debía ajustar el valor de una variable de estado.

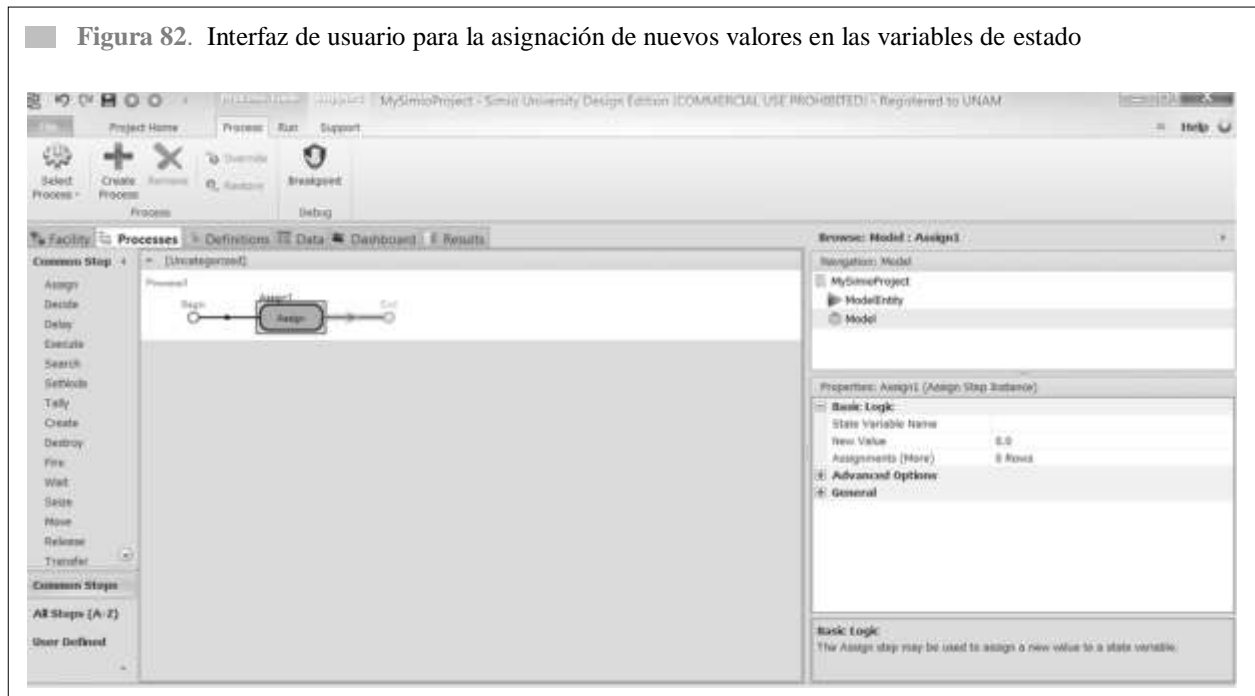
Principios básicos. La implementación del modelo estuvo basada en la simulación de eventos discretos y en la modelación basada en agentes.

Emergencia. La congestión de vehículos automáticos, los paquetes procesados por operador, el tiempo que estaban ocupados los operadores, y los tiempos de uso y de no uso de los vehículos automáticos.

Adaptación. Los vehículos automáticos fueron modelados como agentes y transportaban los productos en tarimas de carga desde el área de almacenamiento hasta el área de consolidación. Para este fin, los vehículos automáticos recibían una petición de transporte, la cual era priorizada. Así, existía una lista de peticiones de transporte de productos la cual era consultada por cada vehículo “libre” o en estado de reposo.

Objetivos. La priorización que utilizaban los vehículos para llevar a cabo el transporte de una tarima de carga de producto, estuvo basada en el número de clúster y sub clúster, de menor a mayor.

Sensores. Los sensores fueron ubicados en los vehículos automáticos e identificados como su nodo origen y su nodo destino, el producto a transportar y la información correspondiente como el clúster y sub clúster al que pertenecían los productos.



Fuente: Elaboración propia.

Interacción. No lineal.

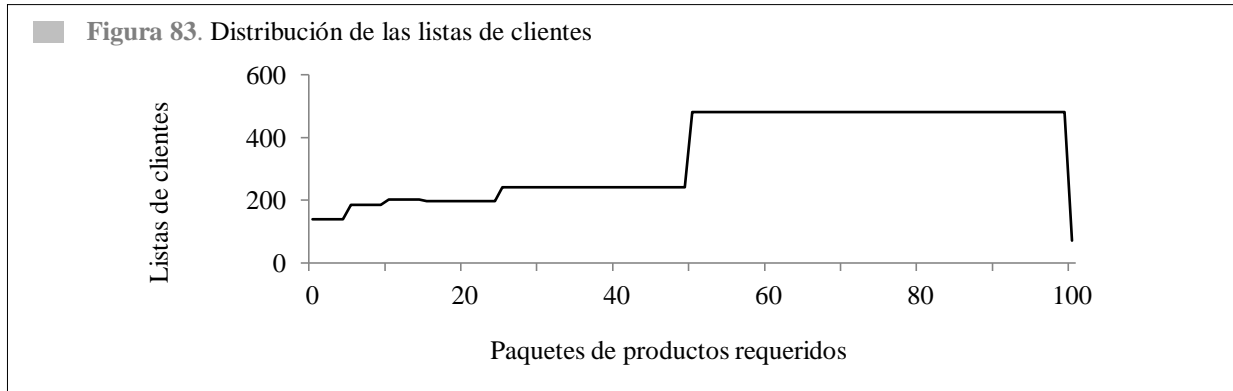
Estocasticidad. El tiempo de consolidación de paquetes por parte del operador se modeló con base en una distribución uniforme de 5-10 segundos.

Colectividad. Al incrementarse el número de vehículos automáticos en el centro de distribución, se incrementaba la congestión en el mismo.

Observación. Los paquetes procesados por operador, el tiempo que estaban ocupados los operadores, y los tiempos de uso y de no uso de los vehículos automáticos.

Inicialización. El modelo iniciaba creando los productos solicitados en las listas de clientes, los operadores y la población de vehículos automáticos requerida. El área de almacenamiento no presentaba problema de disponibilidad del producto. A cada operador se asignaba de forma aleatoria una serie de listas de clientes para su consolidación. Los vehículos transportaban los productos requeridos en las listas de clientes, desde el área de almacenamiento hasta el área de consolidación en donde se encontraban los operadores conforme a las posiciones libres de estos últimos para recibir los productos.

Datos de entrada. Los datos de entrada del modelo se tomaron de una base de datos de un cliente real que distribuye productos a supermercados de tamaño pequeño en Italia. Los datos fueron acerca de 1047 listas de clientes con 9200 productos diferentes. La distribución de las listas de clientes, en términos del número de paquetes de producto requeridos se muestra en la figura 83. Las listas de clientes fueron optimizadas antes de servir como entrada al modelo de simulación.



Fuente: Elaboración propia.

Submodelos. Los submodelos que representaron los procesos de programación de tareas fueron *Operador*, *Búsqueda*, *carga del vehículo automático*, *entrada al área de almacenamiento temporal*. En la tarea *Operador*, se definieron los procesos que ejecutaba un operador a partir del momento en que recibía una tarima de carga de producto para su consolidación. Con la tarea *Búsqueda* se llevó a cabo la lectura de las listas de clientes desde las tablas que contenían la información, la creación de las tarimas de carga de productos en el área principal de almacenamiento y su mapeo en el área temporal de almacenamiento. En la tarea *carga del vehículo automático* se describieron los subprocesos que debía llevar a cabo el vehículo automático cuando llegaba al nodo origen para transportar una tarima de carga. En la tarea de *entrada al área de almacenamiento temporal* se describió el mapeo de las tarimas de carga cuyo destino final era el área de almacenamiento temporal.

Protocolo TRACE

Como indicamos en la sección 2.1.1, el formato *TRACE* contiene ocho elementos cuyo orden coincide con la secuencia de las tareas del ciclo de modelación iterativo, de esta forma se documenta no sólo la etapa del desarrollo del modelo como sucede en el caso del protocolo *ODD*, sino todo el ciclo de modelación. Es así como el protocolo *TRACE* apoya a los tomadores de decisiones verificando se incluyan todos los aspectos de los modelos. A continuación presentamos la documentación del estudio de caso con base en los elementos del protocolo *TRACE* adaptadas de Grimm & Schmolke (2011).

Desarrollo del modelo

Formulación del problema. Los centros de distribución sirven a diferentes tipos de clientes, así podemos distinguir entre centros de distribución al menudeo; centros de distribución a grandes servicios; centros de distribución por catálogo; centros de distribución de comercio electrónico; centros de distribución 3PL; y centros de distribución de productos perecederos (Bartholdi & Hackman, 2011). Desde la década pasada, el subsistema de *consolidación* de los centros de distribución ha representado grandes retos económicos,

ya que representa alrededor del 55% del costo operativo (de Koster, Le-Duc & Roodbergen, 2006). Debido a que la actividad de transporte es la que consume más del 50% del tiempo total de la consolidación, éste afecta directamente la calidad de servicio al cliente, ya que entre más rápido sea consolidada una orden de cliente, más rápido estará disponible para su distribución a ese cliente. En general, para llevar a cabo la actividad de transporte dentro de un centro de distribución, se utilizan transportadores como grúas, vehículos automáticos, o bien, personas. En el caso particular del uso de vehículos automáticos, como consecuencia emergen problemas de congestión interna en el centro de distribución debido a la interacción entre los vehículos automáticos (Yu, 2008). Durante las últimas décadas, se han llevado a cabo estudios que proponen métodos de soluciones a los problemas de congestión de vehículos automáticos como son los desarrollados por Chiang *et al.* (2002), Smith and Li (2001), Gue *et al.* (2006) y Parikh and Meller (2007). Más sin embargo, aún existe una brecha muy significativa respecto a su aplicación a casos reales y reflejo de esta situación es que la actividad de transporte como se indicó anteriormente, continúa siendo la actividad que consume el mayor porcentaje del tiempo total de consolidación.

Con el modelo desarrollado acerca de un centro de distribución real interesa responder ¿Cuál es el rendimiento de cada operador en términos de paquetes procesados? ¿Cuál es el tiempo que están ocupados los operadores? y ¿Cuánto tiempo permanecen ocupados y no ocupados los vehículos automáticos dentro del centro de distribución? Para el apoyo en la toma de decisiones de ACT-Operations Research™ en el diseño de un nuevo centro de distribución para supermercados minoristas (habilitación de pasillos, ubicación de productos, prioridad de transporte, horarios de trabajo, dirección de tráfico de vehículos automáticos, etc.)

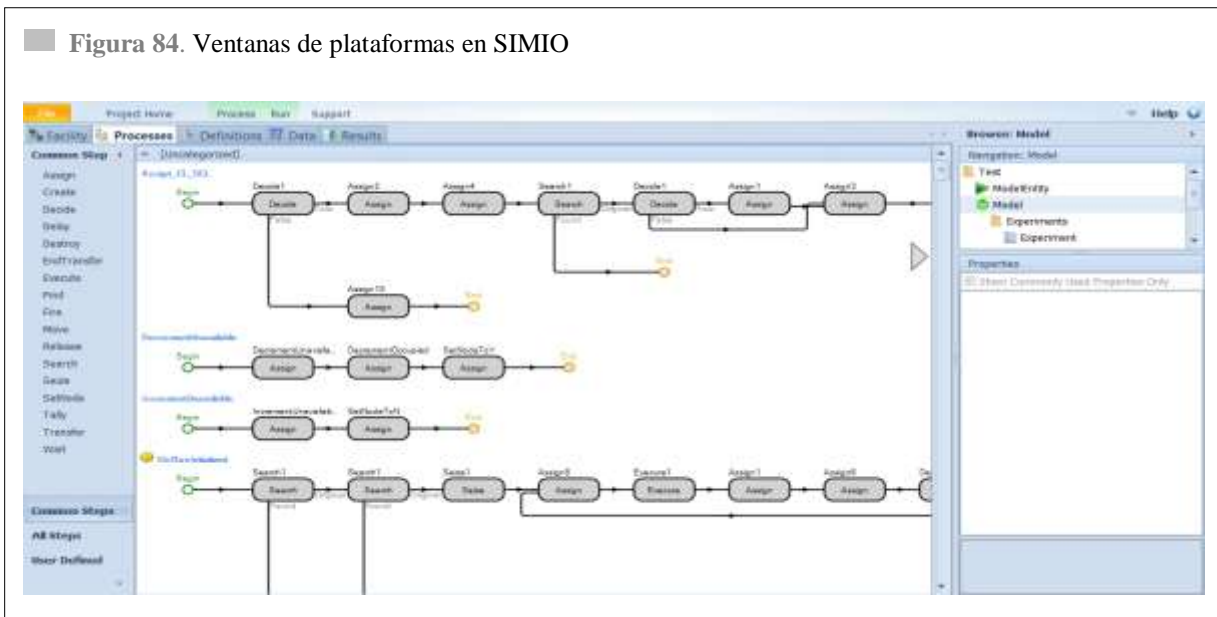
Diseño y formulación. Se desarrolló el plano del centro de distribución con base en dimensiones reales. En el plano se distinguen las áreas de almacenamiento y consolidación de productos. El diseño consistió de 2 pasillos con 6 niveles cada uno. Cada pasillo se conformó de 2 filas, las cuales a su vez estuvieron constituidas por 140 bahías. Cada bahía tuvo una capacidad de 3 unidades de carga medidas en tarimas. Así, la capacidad total de almacenamiento del centro de distribución fue de $2 \cdot 2 \cdot 6 \cdot 140 \cdot 3 = 10080$ posiciones de tarimas. Los productos más solicitados en las órdenes de clientes se localizaron en la parte superior izquierda del plano, mientras que los menos solicitados se localizaron en la parte inferior derecha. En el área de consolidación, se localizó a 10 operadores. La información relativa al número de órdenes de clientes, los clústeres en que estaban agrupados estas órdenes, los productos y la cantidad solicitada en cada orden, provino de la base de datos de un centro de distribución real y fue optimizada antes de servir como entrada al modelo de simulación.

Las listas de clientes se agruparon en clústeres y subclústeres. Cada subclúster, perteneciente a un clúster, se asignó a un operador libre para que éste solicitara los recursos necesarios a fin de cumplir al 100% los requerimientos del subclúster de órdenes de clientes. Así, cada operador verificaba la disponibilidad del transporte, el cual fue llevado a cabo por vehículos automáticos. Si un vehículo automático se encontraba libre, se asignaba a éste la solicitud de transporte de productos, desde el área de almacenamiento hasta el área de consolidación, donde se encontraban los operadores. El operador, por su parte, cuando llegaba una tarima de carga de producto, verificaba la cantidad solicitada y la seleccionaba de la tarima correspondiente al producto en lista. En caso de existir producto remanente en la tarima de carga, es decir, que el operador no utilizara toda la cantidad de producto disponible en la tarima, éste solicitaba un

transporte adicional para que llevara el remanente del producto a un área de almacenamiento temporal. En caso de que otro operador solicitara el mismo producto, el transporte, en este caso el vehículo automático, debía transportar el producto desde el área temporal y no desde el área de almacenamiento, para reducir en la medida de lo posible el remanente de producto en las tarimas de carga. La consolidación finalizaba cuando todas las listas de clientes eran consolidadas por los operadores. Para llevar a cabo el desarrollo del modelo conceptual, asumimos que las listas de clientes debían estar agrupadas en clúster y sus respectivos subclústeres. Para llevar a cabo un cambio entre subclústeres, fue necesario que todas las listas del primero estuvieran totalmente consolidadas para iniciar las del segundo. Los vehículos automáticos seguían la estrategia de mayor prioridad para llevar a cabo las actividades de transporte. También, los vehículos automáticos funcionaban sin fallas y tenían la capacidad de transporte de una tarima de carga. El tiempo de carga del producto para la consolidación de órdenes por parte de los operadores estuvo basado en una función uniforme. Por otro lado, los vehículos automáticos seguían una red para su movimiento. El beneficio principal de dicha red era que incluía diversas rutas de transporte. Aunque el inconveniente era que se complicaba el control de tráfico, originando problemas de congestión e interferencia entre vehículos. Particularmente, para este caso, la red se configuró con el criterio de ruta más corta, así, cada vehículo en cada solicitud de transporte, se desplazaba tomando en cuenta la ruta más corta entre origen y destino (ver la figura 62, pág. 91).

Se utilizaron los enfoques de modelación y simulación de eventos discretos y modelación basada en agentes. El primero, simulación de eventos discretos se utilizó para modelar y simular todos los procesos logísticos definidos en la figura 62. Mientras que los vehículos automáticos fueron modelados y simulados como agentes autónomos pero comunicados entre sí por medio de una red.

- **Descripción del modelo.** En este estudio de caso, se seleccionó el software de simulación SIMIO™ como potencial para la implementación en computadora del modelo del centro de distribución. Se utilizaron las cinco plataformas de SIMIO: *Facility*, *Processes*, *Definitions*, *Data* y *Results* (ver la figura 84).



Fuente: Elaboración propia.

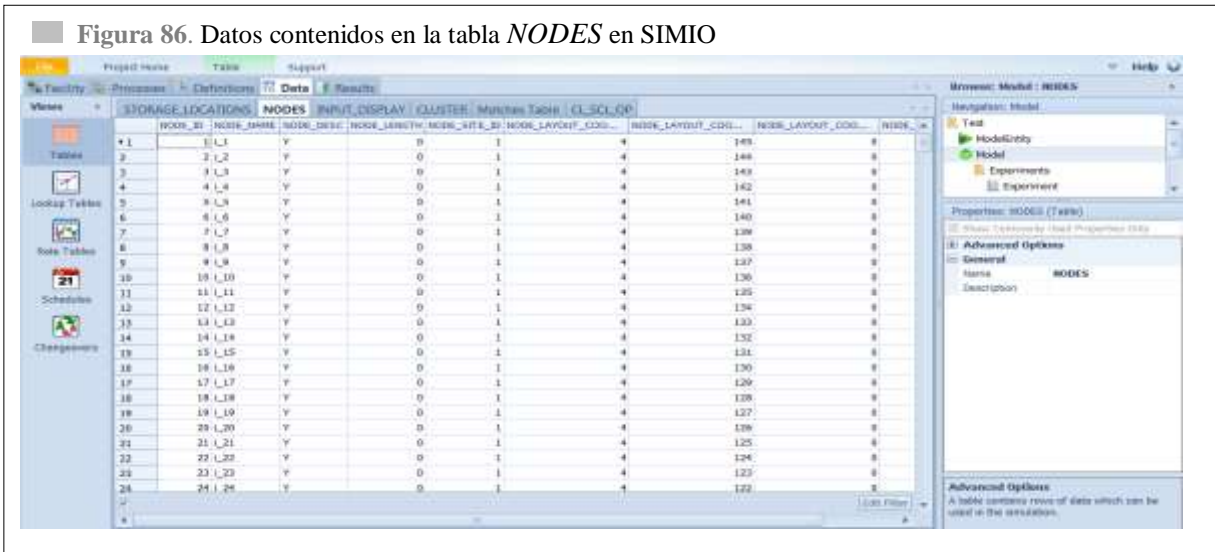
Así, en la ventana *Facility* implementamos el plano del centro de distribución y las zonas principales de las operaciones logísticas, a escala y con base en medidas reales. La presentación de los objetos tales como los operadores, los vehículos y las tarimas de carga, estuvieron basados en símbolos descargados desde la librería *Google Warehouse*. En la ventana *Processes* definimos todos los procesos del modelo haciendo uso de las operaciones: *assign*, *decide*, *delay*, *execute*, *fire*, *park*, *release*, *search*, y *seize*, principalmente. Cada operación fue configurada con base en los requerimientos de cada proceso. En la ventana *Definitions* de definimos los *elementos* para los estadísticos. En las *propiedades* se definió el número de vehículos automáticos. En los *estados*, todas las variables de estado del tipo real y entero. También definimos algunos *eventos* que indicaban el fin de procesos específicos. La ventana *Data* tuvo gran importancia en el modelo ya que fue en esta ventana en donde se importaron los datos en forma de tabla desde la base de datos enlazada al optimizador. En total se importaron 6 tablas: *STORAGE_LOCATIONS*, *NODES*, *INPUT_DISPLAY*, *CLUSTER*, *Matches Table*, y *CL_SCL_OP*. Los procesos accedían a la información contenida en esta tablas de datos a través de la operación *search*. Es decir, dentro de un proceso se le indicaba a la operación *search* el criterio de búsqueda de un registro dentro de una tabla de datos específica. Y en la ventana *Results* observamos los datos de salida del modelo de simulación. Para cada objeto configuramos los estadísticos de interés. Utilizamos archivos de bases de datos y hojas de cálculo externas que contenían los datos fuente que fueron importados a la plataforma *Data* de SIMIO. En total construimos 6 tablas para contener dichos datos: *STORAGE_LOCATIONS*, *NODES*, *INPUT_DISPLAY*, *CLUSTER*, *Matches Table* y *CL_SCL_OP*. En la tabla *STORAGE_LOCATIONS* se almacenaron los datos relativos a la localización de cada uno de los productos dentro del área de almacenamiento del centro de distribución y su mapeo correspondiente con los nodos dibujados en la plataforma *Facility* (ver la figura 85). En este caso, cada posición de un producto en sentido horizontal correspondía a un nodo en dicha plataforma.

Figura 85. Datos contenidos en la tabla *STORAGE_LOCATIONS* en SIMIO

SL_ID	SL_RABLE	SL_SECTION	SL_LEVEL	SL_POSITION	SL_SPAN_ID	SL_SHELF	SL_AVAILABLE	SL_MODE_ID	SL_MODE_PA
1	1	1	1	1	1	1	1 Y	1	1
2	2	1	1	1	2	1	1 Y	1	1
3	3	1	1	1	3	1	1 Y	1	1
4	4	1	1	2	1	1	1 Y	1	1
5	5	1	1	2	2	1	1 Y	1	1
6	6	1	1	2	3	1	1 Y	1	1
7	7	1	1	3	1	1	1 Y	1	1
8	8	1	1	3	2	1	1 Y	1	1
9	9	1	1	3	3	1	1 Y	1	1
10	10	1	1	4	1	1	1 Y	1	1
11	11	1	1	4	2	1	1 Y	1	1
12	12	1	1	4	3	1	1 Y	1	1
13	13	1	1	5	1	1	1 Y	1	1
14	14	1	1	5	2	1	1 Y	1	1
15	15	1	1	5	3	1	1 Y	1	1
16	16	1	1	6	1	1	1 Y	1	1
17	17	1	1	6	2	1	1 Y	1	1
18	18	1	1	6	3	1	1 Y	1	1
19	19	1	2	1	1	2	2 Y	1	1
20	20	1	2	1	2	2	2 Y	1	1
21	21	1	2	1	3	2	2 Y	1	1
22	22	1	2	2	1	2	2 Y	1	1
23	23	1	2	2	2	2	2 Y	1	1
24	24	1	2	2	3	2	2 Y	1	1
25	25	1	2	3	1	2	2 Y	1	1

Fuente: Elaboración propia.

En la tabla *NODES*, se encuentra toda la información relativa a los nodos del plano del centro de distribución como son su número de identificación, su nombre, sus coordenadas (ver la figura 86). Una vez que se inicia SIMIO y se carga el archivo correspondiente al modelo, internamente se ejecuta la lectura de esta tabla, para crear los nodos y en consecuencia, el plano del centro de distribución. Los nodos son objetos de SIMIO que necesitan su identificación para que puedan ser llamados en procesos posteriores. Además, estos nodos pueden ser básicos o bien de transferencia. Entre otros atributos que pueden configurarse en los nodos, están las políticas de transporte y ruteo lógico. La ruta que sigue un objeto en movimiento en SIMIO, está basada en los enlaces que unan los distintos nodos dentro de un plano.



Fuente: Elaboración propia.

En la tabla *INPUT_DISPLAY*, incluimos toda la información relativa a los productos a considerar en el centro de distribución (ver la figura 87).



Fuente: Elaboración propia.

En la tabla *CLUSTER*, especificamos los clústeres y subclústeres de órdenes de clientes, los productos solicitados en cada orden así como su cantidad requerida, la cantidad de producto contenida en cada tarima y el peso por tarima (ver la figura 88).

Figura 88. Datos contenidos en la tabla *CLUSTER* en SIMIO

Cluster	Subcluster	Item	Qty	Item Weight
1	1	7	3574	59
2	1	7	1359	84
3	1	7	22370	90
4	1	7	1057	168
5	1	7	1034	252
6	1	7	21832	180
7	1	7	18788	27
8	1	7	28330	28
9	1	7	21098	21
10	1	8	1092	380
11	1	8	993	76
12	1	8	1333	84
13	1	8	2043	52
14	1	8	22312	40
15	1	8	14810	24
16	1	8	26849	72
17	1	8	21081	63
18	1	8	21853	40
19	1	8	7904	72
20	1	9	1327	110
21	1	9	1020	332
22	1	9	3931	96
23	1	9	23107	32
24	1	9	23018	30
25	1	9	25477	28

Fuente: Elaboración propia.

En la tabla *Matches Table*, incluimos el mapeo de algunas variables de estado del modelo, principalmente las correspondientes a los operadores y a los indicadores de su desempeño (ver la figura 89).

Figura 89. Datos contenidos en la tabla *Matches* en SIMIO

OP	Node List	Real Mode List	Row Name	OP	Cluster Name	Sub-Cluster	Colt	OP Resource	OP Resource State	My OP Cluster To
1	8	NDDEOP8	RealNodeOP8	RowNameOP8	ClusterNameOP8	OP8SCL	ColtOP8	MyOP8	MyOP8.ResourceState	MyOP8.ClusterTo
2	1	NDDEOP1	RealNodeOP1	RowNameOP1	ClusterNameOP1	OP1SCL	ColtOP1	MyOP1	MyOP1.ResourceState	MyOP1.ClusterTo
3	2	NDDEOP2	RealNodeOP2	RowNameOP2	ClusterNameOP2	OP2SCL	ColtOP2	MyOP2	MyOP2.ResourceState	MyOP2.ClusterTo
4	3	NDDEOP3	RealNodeOP3	RowNameOP3	ClusterNameOP3	OP3SCL	ColtOP3	MyOP3	MyOP3.ResourceState	MyOP3.ClusterTo
5	4	NDDEOP4	RealNodeOP4	RowNameOP4	ClusterNameOP4	OP4SCL	ColtOP4	MyOP4	MyOP4.ResourceState	MyOP4.ClusterTo
6	5	NDDEOP5	RealNodeOP5	RowNameOP5	ClusterNameOP5	OP5SCL	ColtOP5	MyOP5	MyOP5.ResourceState	MyOP5.ClusterTo
7	6	NDDEOP6	RealNodeOP6	RowNameOP6	ClusterNameOP6	OP6SCL	ColtOP6	MyOP6	MyOP6.ResourceState	MyOP6.ClusterTo
8	7	NDDEOP7	RealNodeOP7	RowNameOP7	ClusterNameOP7	OP7SCL	ColtOP7	MyOP7	MyOP7.ResourceState	MyOP7.ClusterTo
9	8	NDDEOP8	RealNodeOP8	RowNameOP8	ClusterNameOP8	OP8SCL	ColtOP8	MyOP8	MyOP8.ResourceState	MyOP8.ClusterTo
10	9	NDDEOP9	RealNodeOP9	RowNameOP9	ClusterNameOP9	OP9SCL	ColtOP9	MyOP9	MyOP9.ResourceState	MyOP9.ClusterTo

Fuente: Elaboración propia.

En la tabla *CL_SCL_OP*, mapeamos la asignación de clústeres y subclústeres a los operadores.

■ Figura 90. Datos contenidos en la tabla *CL_SCL_OP* en SIMIO

The screenshot shows the SIMIO interface with the 'CL_SCL_OP' table selected. The table has columns for 'Cluster', 'Subcluster', and 'Operator'. The properties panel on the right shows the 'Name' as 'CL_SCL_OP' and a description: 'A table contains rows of data which can be used in the simulation.'

Cluster	Subcluster	Operator
1	2	1
2	4	6
3	1	5
4	3	4
5	3	2
6	3	2
7	3	1
8	3	6
9	3	7
10	3	6
11	3	5
12	3	4
13	3	3
14	3	1
15	3	1
16	2	6
17	2	6
18	2	8
19	2	8
20	2	4
21	2	2
22	2	1
23	2	1
24	2	6
25	4	7

Fuente: Elaboración propia.

- **Parametrización.** Los parámetros principales utilizados en el modelo de simulación como son la velocidad, capacidad, tiempo de carga y descarga de los vehículos automáticos, las listas de clientes, el número de operadores y el tiempo que tarda un operador en procesar un paquete, en conjunto con sus valores correspondientes están contenidos en la Tabla 18 (pág. 97).

Pruebas y análisis del modelo

- **Verificación.** La verificación se llevó a cabo con el apoyo del compilador incluido en SIMIO™ denominado *Trace Model*, mediante el cual fue posible dejar libre de errores al modelo.

■ Figura 91. Compilador *Trace Model* en SIMIO

The screenshot shows the SIMIO interface with the 'Trace Model' compiler output. The output is displayed in a table with columns for 'Time (hours)', 'Entity', 'Object', 'Process', 'Token', 'Step', and 'Action'. The table shows the execution of a 'SearchProcess' process, including steps like '[Search] Search...', '[Delay] DelaySearch', '[Decide] ABMode...', and '[Assign] Assignmen...'. The time shown is 0.0038722222222222 hours.

Time (hours)	Entity	Object	Process	Token	Step	Action
0.0038722222222222	L_383	Model	SearchProcess	1557	[Search] Search...	Index range of search is from starting index '1' to ending index '426'. Item 'N0000[383]' found at index '383' in the collection.
					[Delay] DelaySearch	'1' item(s) found by search.
					[Decide] ABMode...	Saving index found. Assigning state variable 'ModelAvailableCount' the value '383'. Delaying token by 'Epacker' until time '0.8008722222222222' hours. Token not schedule...
					[Assign] Assignmen...	Token branching on condition 'ModelAvailableCount=0'. Token sent to 'Faker' out.
					[Search] SearchFL...	Token branching on condition 'ModelAvailableCount=0'. Assigning state variable 'ModelAvailableCount' the value '2'. Searching collection [NodeList] [NodeOP2] containing 'W' item(s). Searching collection in the forward direction for up to '1' item(s). Index range of search is from starting index '2' to ending index '6'. Item 'L_384' found at index '2' in the collection.
					[Delay] DelaySearch	'1' item(s) found by search.
					[End]	Saving index found. Assigning state variable 'ModelAvailableCount' the value '2'. Delaying token by 'Epacker' until time '0.8008722222222222' hours. Token not schedule... Process 'SearchProcess' ended.

Fuente: Elaboración propia.

- **Análisis de sensibilidad y validación.** Para la validación del sistema, construimos dos escenarios diferentes: de +20% y de -20% a partir de un valor central de los parámetros del sistema (ver la tabla 20) y se sometió al sistema a estos escenarios. Entonces, verificamos la respuesta del sistema en cada uno de ellos por medio de un análisis de sensibilidad (ver la figura 72, pág. 98).

Aplicación del modelo

Resultados. Construimos los escenarios de simulación con base en un diseño de experimentos aleatorios 2^4 factorial, a fin de analizar la evolución del tiempo que permanecían ocupados los operadores, el tiempo de transporte de los vehículos automáticos, así como el tiempo que permanecían desocupados los vehículos automáticos. Condujimos dieciséis experimentos combinando los cuatro parámetros de entrada del modelo (factores): *tiempo de descarga/carga de vehículos automáticos, número de vehículos automáticos, y tiempo de manejo de paquetes por operador* (ver la tabla 20). Cada escenario se replicó veinte veces y se llevaron a cabo mediante la interfaz de experimentos en SIMIO (ver la figura 92).

■ **Tabla 20.** Parámetros de diseño experimental 2^4

Factor	Variable	Nivel [-1]	Nivel [+1]
Tiempo de descarga de vehículos automáticos	X_1	6	12
Tiempo de carga de vehículos automáticos	X_2	6	12
Número de vehículos automáticos	X_3	8	12
Tiempo de manejo de paquetes por operador	X_4	Uniforme (5,10) segundos	Uniforme (10,15) segundos

Fuente: Elaboración propia.

■ **Figura 92.** Experimentos de simulación aleatorios conducidos en SIMIO



Fuente: Elaboración propia.

- **Análisis de incertidumbre.** Por medio del software Minitab® analizamos los datos obtenidos en los experimentos realizados. Para este fin, se llevó a cabo el análisis de la varianza (*ANOVA*) del tiempo que permanecían ocupados los operadores (ver la figura 73, pág. 99), del tiempo de transporte de los vehículos automáticos (ver la figura 74, pág. 99) y del tiempo que permanecían desocupados (ver la figura 75, pág. 100). Lo interesante de la *ANOVA*, como se indicó en la Sección 4.1.1.4, es que en este caso también nos permitió evaluar un meta modelo del modelo de simulación que representó su respuesta, como una función analítica Y de las variables/factores (X_1, X_2, X_3, X_4) considerados.

En el caso del tiempo que permanecían ocupados los operadores, el meta modelo fue como se indicó en la ecuación (5) (pág. 99) y observamos que los efectos mayores los ejercían las combinaciones de variables/factores $X_1X_3X_4$, $X_1X_2X_4$, X_3X_4 y X_1X_3 .

Y en el caso del tiempo de transporte de los vehículos automático, el meta modelo fue como se indicó en la ecuación (6) (pág. 100) y observamos que los efectos mayores los ejercían las combinaciones de variables/factores $X_2X_3X_4$, X_1X_4 , X_2X_4 , y $X_1X_2X_3$.

Y finalmente, en el caso del tiempo que permanecieron desocupados los vehículos automáticos, el meta modelo fue como se indicó en la ecuación (7) (pág. 100) y observamos que los efectos mayores los ejercían las combinaciones de variables/factores $X_1X_3X_4$ y X_1X_4 .

- **Conclusiones y recomendaciones.** En este estudio se aplicó la metodología *MoSASCoM* para analizar las propiedades emergentes de un centro de distribución como la congestión de vehículos automáticos y su impacto en el rendimiento de la actividad de consolidación. El modelo fue desarrollado con base en dos enfoques distintos de modelación. Se utilizó simulación de eventos discretos se para modelar y simular todos los procesos logísticos. Mientras que los vehículos automáticos fueron modelados y simulados como agentes autónomos pero comunicados entre sí por medio de una red. Como una línea de investigación acerca de este modelo, se recomienda cambiar la disposición del área de almacenamiento, es decir, cambiando la configuración del plano del centro de distribución, permitiendo pasillos intermedios. Se recomienda también, llevar a cabo más experimentos aleatorios modificando los rangos de los parámetros, ya que en este caso se utilizaron datos estándar sugeridos por expertos más que datos reales.

En este capítulo hemos presentado la aplicación de la metodología *MoSASCoM* a dos estudios de caso. En el primer estudio de caso, analizamos las operaciones logísticas del Puerto marítimo de Salerno. Específicamente aquellas del Grupo Grimaldi quien estuvo interesado en conocer la dinámica del tiempo medio que permanecían sus naves en el Puerto marítimo de Salerno. En este caso, el tiempo medido fue interpretado como el tiempo de la auto-organización que emerge de la interacción entre las entidades del puerto: comunidades del puerto, autoridad del puerto, navegadores, operadores de facilidades, clientes, autoridades públicas, gobierno central, y empleados. Mientras que en el segundo estudio de caso, analizamos las operaciones logísticas de un centro de distribución. Específicamente diseñamos y analizamos el centro de distribución con base en la información real acerca de la demanda de productos. En este caso, interpretamos el tiempo medido como el tiempo de la auto-organización que emerge de la interacción entre las entidades del centro de distribución: cliente final, transportistas, distribuidores, proveedores y fabricantes. Con base en los resultados obtenidos en este capítulo, presentamos la evaluación de la metodología *MoSASCoM* en el siguiente capítulo de esta tesis.

CAPÍTULO 5

EVALUACIÓN DE LA METODOLOGÍA

MOSASCOM

En este capítulo, presentamos la evaluación de la metodología *MoSASCoM* con base en dos criterios. Como primer criterio analizamos la contribución de la metodología al desarrollo de modelos de simulación de sistemas complejos y al análisis de sus propiedades emergentes, en un contexto de comparación con las metodologías de modelación y simulación, *DES*, *SD* y *ABMS* las cuales fueron descritas y analizadas en el Capítulo 2 de esta tesis. Como segundo criterio, analizamos el desempeño de la aplicación de la metodología *MoSASCoM* a los dos estudios de caso descritos en el Capítulo 4 de esta tesis, con base en los indicadores de *eficacia*, *eficiencia*, *efectividad*, *utilidad* y *costos*. Los tres primeros indicadores: *eficacia*, *eficiencia* y *efectividad* fueron inicialmente propuestos por Checkland & Scholes (1990) para evaluar la competencia e incompetencia de las etapas de la metodología de sistemas suaves. Tomando como base la propuesta de Checkland & Scholes, proponemos otros dos indicadores, *utilidad* y *costos*, que consideramos relevantes en el desarrollo de modelos de simulación, por el impacto que tiene el factor tiempo de desarrollo de un modelo sobre ellos. A partir de los resultados obtenidos de la evaluación, proponemos al final del presente capítulo, algunas medidas correctivas que servirán para superar las actuales limitaciones de la metodología *MoSASCoM*.

5.1 Evaluación de la metodología *MoSASCoM*

5.1.1 Comparación con otras metodologías de modelación y simulación de sistemas complejos

Recordemos que la metodología *MoSASCoM* es un marco metodológico cíclico y recursivo que está basada en el marco teórico de modelación de los sistemas complejos, que sirve para resolver problemas de sistemas complejos, y que está conformado por cinco etapas perfectamente definidas mediante las cuales se promueve el desarrollo de modelos de simulación de sistemas complejos y su mejora continua. En las etapas de la metodología *MoSASCoM* se llevan a cabo las tareas de *desarrollo del modelo (DEMO)*,

simulación del modelo (SIMO), *análisis del modelo de simulación (AMSI)* y *documentación del modelo de simulación (DOMSI)* para analizar las propiedades emergentes de los sistemas complejos más probables, debido a ciertas condiciones iniciales. En comparación, en el enfoque *DES* (Sargent, 1996; Banks, 1998 y Robinson, 2004) en el que únicamente se plantea el problema a resolver, se desarrolla tanto el modelo conceptual como el computacional, se validan y verifican ambos. Todo lo anterior con el objetivo de obtener entendimiento acerca del sistema aunque con este enfoque no se analizan ni documentan los modelos desarrollados. Por otro lado, cuando se utiliza el enfoque *SD* (Forrester, 1961, 1980, 1994), se hace un mayor énfasis en la descripción del sistema pero mediante ecuaciones de niveles y tasas, se lleva a cabo la simulación del modelo, se diseñan políticas y estructuras alternativas y se discute acerca de la implementación de cambios en las políticas y en las estructuras. En este caso tampoco se documentan los modelos. Cuando se utiliza *ABMS* Grimm *et al.* (2005) para el desarrollo de modelos de simulación, se formula en primer lugar la pregunta a responder, enseguida se plantean las hipótesis correspondientes, después se selecciona la estructura del modelo, se lleva a cabo su implementación y análisis y al final se comunica dicho modelo, pero todo lo anterior únicamente a nivel micro.

El propósito de la metodología *MoSASCoM* es guiar el proceso de modelación y simulación, identificando los enfoques de modelación potenciales y su correspondiente aplicación. En esta metodología se considera la modelación y simulación de sistemas con base en más de un enfoque, para obtener una visión amplia de los sistemas complejos bajo estudio. La fortaleza de la metodología *MoSASCoM* se deriva precisamente del uso de una variedad de enfoques de modelación y simulación en el desarrollo de modelos de sistemas complejos, los cuales se caracterizan por la variedad de sus elementos y las interrelaciones entre ellos. De esta forma, a través de la metodología *MoSASCoM* se garantiza el estudio de los sistemas complejos en su totalidad, describiendo a nivel global sus fenómenos colectivos y entendiendo a nivel local las reglas de interacción entre sus elementos. En contraste, los enfoques *DES*, *SD* y *ABMS* se aplican de forma particular centrándose únicamente en algunos aspectos de los sistemas complejos ya sea a nivel macro (*DES* y *SD*) o micro (*ABMS*), obteniendo como resultado una visión limitada de los sistemas. En el caso de la simulación de eventos discretos y de la dinámica de sistemas, el desarrollo de un modelo de simulación se lleva a cabo por medio de la descomposición. Es decir, se inicia especificando el estado global del sistema asumiendo que cada componente posee conocimiento global del mismo, por lo que únicamente es posible conocer los fenómenos colectivos de los sistemas a nivel macro, mientras que en el caso de la modelación basada en agentes, el desarrollo de un modelo de simulación se lleva a cabo por medio de la síntesis. En este caso, se inicia especificando los requerimientos y capacidades de las entidades individuales, bajo el supuesto de que el entorno global del sistema emerge debido a las interacciones entre estas entidades o elementos y entre éstos y el entorno. Por lo que únicamente se pueden entender las reglas de interacción entre sus elementos a nivel micro.

En los enfoques de simulación de eventos discretos y modelación basada en agentes, las variables de estado de los sistemas modelados únicamente cambian su valor en lapsos específicos de tiempo, es decir, de forma discreta, y en el enfoque de dinámica de sistemas se lleva a cabo de forma continua. Mientras que utilizando la metodología *MoSASCoM*, es posible desarrollar modelos de simulación a diferentes escalas ya sea en tiempo o bien, en el espacio, y las variables de estado de los sistemas modelados mediante ésta metodología, pueden cambiar tanto de forma discreta como de forma continua. La definición de una escala de espacio es crucial tanto en el enfoque de modelación basada en agentes como en la metodología *MoSASCoM*.

Por otro lado, en la metodología *MoSASCoM* se hace énfasis en los procedimientos de validación, verificación y documentación de los modelos de simulación con las etapas *AMSI* y *DOMSI*, respectivamente. Así, en esta metodología, el modelo se verifica, determinando en qué grado, tanto el modelo de simulación correspondiente al modelo conceptual como su implementación, son correctos y están libres de errores. Mientras que el modelo se valida en el contexto de la pregunta base formulada y del nivel de incertidumbre aceptable en los resultados. Las técnicas de validación que se utilizan en la metodología *MoSASCoM* están en función de los enfoques de modelación y simulación que se estén empleando. Un requerimiento esencial de los resultados científicos es que deben ser reproducibles (Popper, 1959; Railsback, 2001; Schmolke *et al.*, 2010). Este hecho demanda que tanto los resultados correspondientes al desarrollo de un modelo, su simulación y análisis puedan ser reproducibles por terceras partes. En esta dirección la metodología *MoSASCoM* soporta la reproducción de modelos mediante la documentación de los mismos con base en protocolos formales, mientras que *DES*, *SD* y *ABMS*, no incluyen esta etapa.

Como hemos indicado en el Capítulo 3 de esta tesis, las salidas de la metodología *MoSASCoM* son diversos modelos del sistema complejo real bajo estudio y el análisis de sus propiedades emergentes, a través de los datos obtenidos en la conducción de experimentos de simulación aleatorios y de Montecarlo, con el objetivo de mejorar su entendimiento. Dado que en la metodología *MoSASCoM* interesa analizar las propiedades emergentes debido a ciertas condiciones iniciales para entender la dinámica del sistema, es de gran interés el diseño y ejecución de experimentos Monte Carlo. Puesto que este tipo de experimentos de simulación hacen referencia a la conducción de experimentos de muestreo, con base en ellos, es posible determinar la distribución de las propiedades emergentes de los sistemas complejos bajo condiciones de hipótesis probabilísticas iniciales. En contraste, mediante el enfoque *DES* únicamente es posible obtener medidas de desempeño de un sistema, utilizando el enfoque *SD* es posible entender la estructura y el entorno del sistema, y a través del enfoque *ABMS* se puede entender sólo el entorno emergente de un sistema.

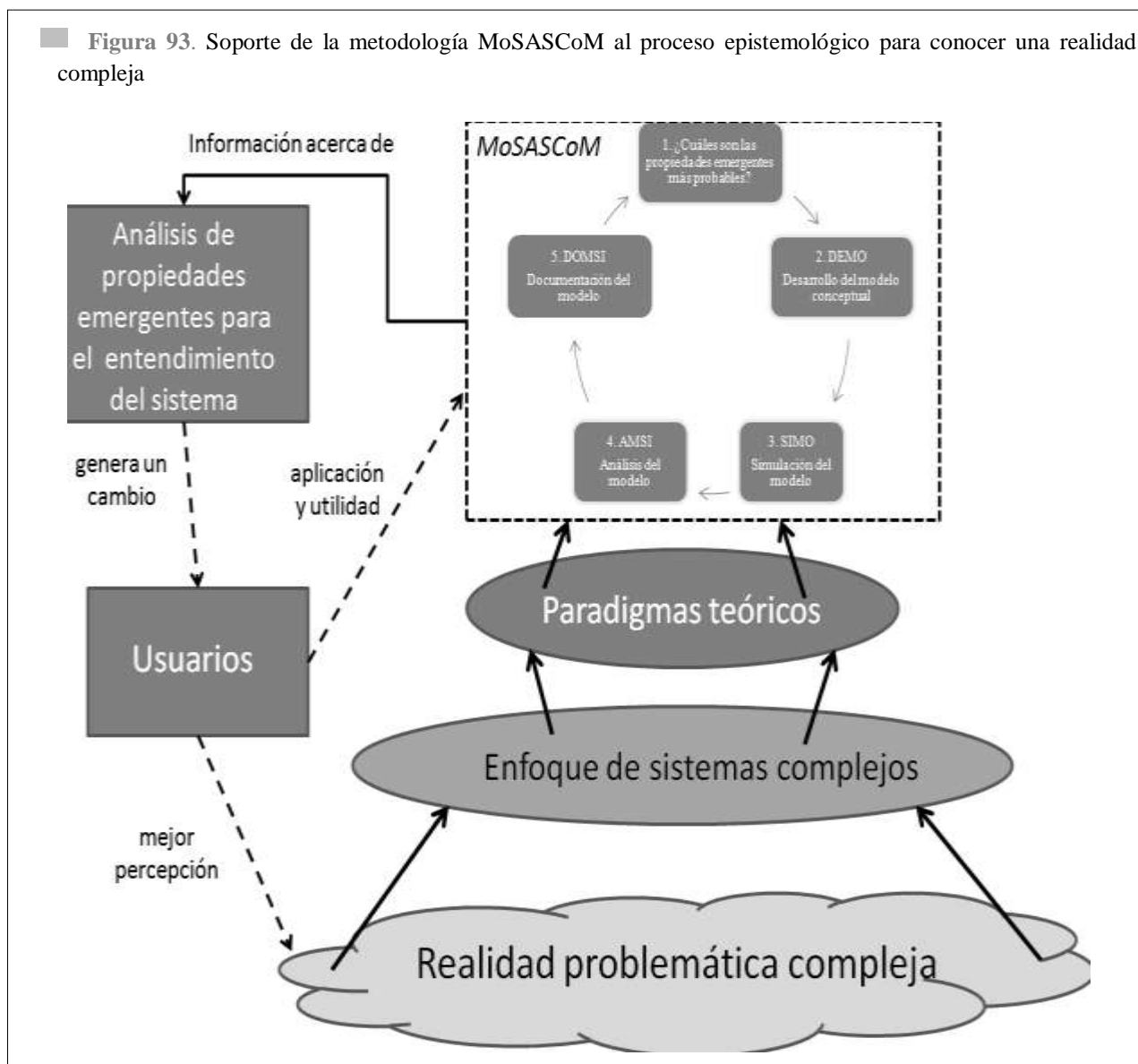
Adicionalmente, la metodología *MoSASCoM* apoya la toma de decisiones de organizaciones, académicos, practicantes de la simulación y estudiantes, mediante la integración del estudio de distintos aspectos de los sistemas complejos como son sus procesos, su estructura y su dinámica. Con el conocimiento que obtienen los usuarios acerca del sistema mediante la aplicación de la metodología, logran ser más sensibles a la situación problemática que desean resolver pero también, logran obtener un mayor conocimiento acerca de la aplicación y utilidad de la metodología. En contraste, el enfoque *DES* apoya la toma de decisiones únicamente mediante el análisis de procesos de un sistema, *SD* mediante el análisis de su estructura y *ABMS* mediante el análisis sólo de las reglas de interacción entre sus elementos.

Como podemos observar, las actuales limitaciones metodológicas de la modelación y simulación de sistemas complejos basadas en los enfoques *DES*, *SD* y *ABMS* son superadas mediante la metodología *MoSASCoM*. Adicionalmente, en la figura 90, mostramos el esquema correspondiente al proceso epistemológico¹⁴ para conocer una realidad compleja específica, sugerido por Lara-Rosano (2014), y el soporte que da la metodología *MoSASCoM* a este proceso en el desarrollo y análisis de modelos de simulación y su interrelación con los usuarios. En primer lugar, los usuarios perciben su realidad problemática y mediante el enfoque de sistemas complejos y la selección de marcos teóricos basados en la

¹⁴ Aplicación del método científico para conocer una realidad compleja

interacción de elementos, la auto-organización, la retroalimentación, los enfoques teleológicos, la adaptación y la emergencia, construyen el primer modelo conceptual de su realidad problemática. De esta forma, dicho modelo conceptual constituye el objeto de estudio de los usuarios y es ahí en donde definen los problemas específicos por resolver. Enseguida utilizando la metodología *MoSASCoM* definen la pregunta a responder relativa a los problemas específicos planteados, desarrollan su modelo conceptual en la etapa *DEMO*, llevan a cabo la simulación del modelo en la etapa *SIMO*, analizan el modelo de simulación en la etapa *AMSI* y documentan el modelo de simulación en la etapa *DOMSI*. De esta forma, la metodología *MoSASCoM* proporciona información a los usuarios, relativa al análisis de las propiedades emergentes más probables del sistema complejo bajo estudio debido a ciertas condiciones iniciales para un mejor entendimiento del mismo. Dicha información mejora la percepción de los usuarios acerca de la problemática bajo estudio y lo apoya en su toma de decisiones al respecto. También, esta información contribuye a mejorar la utilización de la metodología *MoSASCoM* por parte de los usuarios.

Figura 93. Soporte de la metodología *MoSASCoM* al proceso epistemológico para conocer una realidad compleja



Fuente: Elaboración propia con base en Lara-Rosano (2014).

En la tabla 21 presentamos un resumen acerca de las diferencias conceptuales, técnicas y prácticas antes descritas, entre los enfoques *DES*, *SD*, *ABMS* y *MoSASCoM* en términos de su perspectiva, la concepción del tiempo y espacio, la naturaleza de su ciclo de modelación y de los modelos generados, su configuración, las unidades de análisis y su uso en la Investigación de Operaciones.

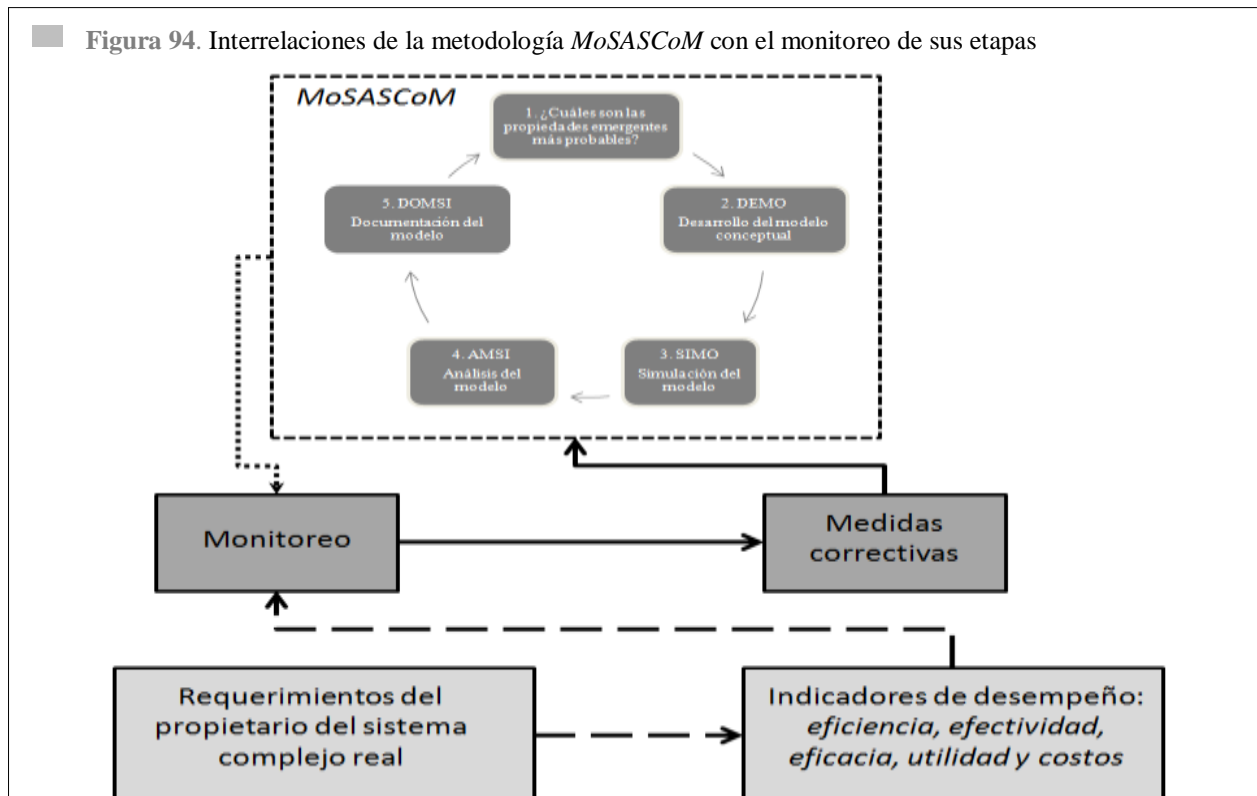
■ **Tabla 21.** Diferencias conceptuales, técnicas y prácticas entre los enfoques *DES*, *SD*, *ABMS* y *MoSASCoM*

Ítem	DES	SD	ABM	MoSASCoM
<i>Perspectiva</i>	Analítico, por descomposición, énfasis en el detalle de la complejidad	Holístico, por descomposición, énfasis en la complejidad dinámica	Por síntesis, énfasis en los elementos del sistema y en sus interacciones	Primero por descomposición y luego por síntesis
<i>Tiempo</i>	Discreto	Continuo	Discreto	Continuo y discreto
<i>Espacio</i>	No es crucial	No es crucial	Crucial	Crucial
<i>Ciclo de modelación</i>	Interactivo	Interactivo	Interactivo	Recurso
<i>Bloques</i>	Colas y actividades	Lazos de retroalimentación	Agentes heterogéneos	Colas, actividades, retroalimentación y agentes heterogéneos
<i>Configuración</i>	Redes de colas y actividades	Redes de flujos y almacenes	Redes de agentes	Redes complejas de actividades, procesos, flujos, almacenes y agentes
<i>Unidad de análisis</i>	Procesos	Estructura	Regla de interacción	Procesos, estructura y dinámica
<i>Generación del entorno</i>	Evolución de colas en ejecución de procesos	Retroalimentación y acumulación	Retroalimentación micro-macro-micro	Retroalimentación macro-micro-macro
<i>Naturaleza del modelo</i>	Estocástico	Determinístico	Estocástico	Determinístico y estocástico
<i>Salidas del modelo</i>	Medidas de desempeño	Entendimiento de la estructura y el entorno	Entendimiento del entorno emergente	Análisis de propiedades emergentes para el entendimiento del sistema
<i>Aplicaciones más frecuentes en I.deO.</i>	Cadenas de suministro, salud, negocios, transporte, energía, economía, urbanización, entre otras.	Cadenas de suministro, salud, negocios, transporte, energía, economía, urbanización, entre otras.	Cadenas de suministro, tráfico, biología, arte, química, redes, ciencias sociales, física, ciencias de la tierra, entre otras.	Cadenas de suministro

Fuente: Elaboración propia.

5.1.2. Evaluación de los indicadores de desempeño

Debido a que entre las etapas de la metodología *MoSASCoM*: *DEMO*, *SIMO*, *AMSI* y *DOMSI*, existe un gran flujo de información, decisiones y acciones contextualizadas que contribuyen a analizar las propiedades emergentes de un sistema para mejorar el entendimiento acerca del mismo, consideramos que es importante evaluar tal información en función de su *eficacia*, *eficiencia*¹⁵, *efectividad*¹⁶, *utilidad* y *costos*. Los tres primeros indicadores que mencionamos, *eficacia*, *eficiencia* y *efectividad* fueron inicialmente propuestos por Checkland & Scholes (1990) para evaluar la competencia e incompetencia de las actividades o etapas de una metodología, en su caso la metodología de sistemas suaves, para los propósitos que perseguían los usuarios. Entonces, tomando como base la propuesta de Checkland & Scholes, proponemos otros dos indicadores, *utilidad* y *costos*, que consideramos relevantes en el desarrollo de modelos de simulación, sobre todo por el impacto que tiene el factor tiempo de desarrollo de un modelo sobre ellos. De esta forma, recordando que las salidas de la metodología *MoSASCoM* son diversos modelos de un sistema complejo real, sugerimos que tanto su desarrollo como su análisis deben monitorearse con base en indicadores que reflejen los requerimientos del propietario del sistema complejo real que se esté abordando. Pero además, consideramos que tomando en cuenta los resultados obtenidos del monitoreo, deben proponerse también medidas correctivas que contribuyan a mejorar los procesos y etapas de la metodología *MoSASCoM* (ver la figura 94).



Fuente: Elaboración propia con base en Checkland & Scholes (1990).

¹⁵ Mediante descripciones (*quién, qué, cuándo, dónde, cuántos*), instrucciones (*cómo*) y explicaciones (*por qué*) es posible aumentar la eficiencia (Ackoff, 2010).

¹⁶ Tanto la eficiencia como efectividad de un sistema están en función de uno o más metas u objetivos (Ackoff, 2010). La efectividad está dada en función de: 1) la eficiencia para uno o más resultados y 2) los valores de esos resultados.

Entonces, tomando como referencia las recomendaciones sugeridas por Ackoff (2010) para aumentar la eficiencia y la efectividad en los sistemas, proponemos algunas preguntas deseables a responder en la aplicación de la metodología *MoSASCoM* a estudios de caso. En seguida, presentamos tales preguntas y sus posibles respuestas derivadas de la aplicación de la metodología a los dos estudios de caso presentados en el Capítulo 4 de esta tesis.

I. Estudio de caso- Puerto marítimo de Salerno

Para evaluar la *eficacia* de la metodología *MoSASCoM*, formulamos cuatro preguntas relativas a la contribución de la metodología en el cumplimiento tanto de su propósito: *guiar el proceso de modelación y simulación, identificando los enfoques de modelación potenciales y su correspondiente aplicación*, como de sus resultados: *diversos modelos del sistema complejo real y el análisis de sus propiedades emergentes, a través de los datos obtenidos en la conducción de experimentos de simulación aleatorios y de Montecarlo, para mejorar su entendimiento*.

1. ¿Las acciones ejecutadas en cada etapa de la metodología *MoSASCoM* llevan a obtener un mayor entendimiento acerca del sistema complejo modelado?

El modelo conceptual y el de simulación desarrollados permitieron entender de forma conceptual y gráfica las operaciones logísticas en el puerto de Salerno y específicamente del operador Grimaldi. Mientras que en la etapa de análisis se observó que incrementando el tiempo entre llegadas del -20% al 20% de su valor medio, el tiempo medio total de servicio de las naves Ro-Ro/Pax decrecía de 11 a 10.5 horas. Además que al incrementar el tiempo de carga/descarga de los vehículos y tráileres de 0.5 a 1.5 minutos, el tiempo medio total decrecía de 11 a 10 horas e incrementando el número de automóviles (carga/descarga) de 50 a 100, el tiempo medio total de servicio incrementaba su valor de 8.8 horas a 12.5 horas. Como supusimos los parámetros de entrada distribuidos normalmente, observamos que el tiempo que permanecieron las naves del operador Grimaldi en el puerto también se distribuyó normalmente. El tiempo medio que permanecieron las naves del operador Grimaldi en el puerto fue de 13.43 hrs. sobre la base de 100, 000 muestras generadas. Sin embargo, con el 95% de probabilidad dicho tiempo estuvo comprendido entre 13.394 hrs. y 13.465 hrs. Mostramos también que la desviación transmitida de los cuatro parámetros de entrada, produjo una desviación estándar de 5.775 horas. El modelo fue documentado y puesto a disposición de los usuarios finales y de la comunidad científica puesto que éste fue publicado en Longo, Huerta & Nicoletti (2013).

2. ¿Las acciones ejecutadas en cada etapa de la metodología *MoSASCoM*, permiten comprender la dinámica global de los sistemas complejos y las interrelaciones existentes entre sus elementos constituyentes?

El modelo de simulación implementado con el software ANYLOGIC™ y el análisis llevado a cabo de los resultados de la simulación mediante el software MINITAB™, permitieron que tanto los desarrolladores como los usuarios, comprendieran el porqué de la dinámica global de las operaciones logísticas y de las interrelaciones entre los subsistemas logísticos del puerto marítimo.

3. ¿Los resultados obtenidos en la etapa 4 de la metodología MoSASCoM, responden la pregunta base formulada en la etapa 1, de forma clara y concisa?

La pregunta formulada en la etapa, en este estudio de caso fue: *¿Cuál es el tiempo medio más probable que permanecen las naves del operador Grimaldi en el puerto?* Para responder de forma clara y concisa a esta pregunta, fue necesario conducir experimentos de simulación Montecarlo con base en el metamodelo desarrollado con base en experimentos de simulación aleatorios derivados de la ejecución de la simulación del modelo. De esta forma, se logró establecer una relación entre los datos generados por el modelo de simulación desarrollado y la pregunta base formulada en la etapa 1.

4. ¿La metodología MoSASCoM permite identificar nuevos fenómenos no pre-supuestos por el modelador al inicio de la aplicación de la metodología?

En la ejecución del modelo de simulación, se identificaron nuevos cuellos de botella en las operaciones logísticas y en el acceso al puerto marítimo. Estos hechos cobraron una gran relevancia puesto que inicialmente no se tomó en cuenta su efecto en el desempeño de las operaciones en el puerto.

Para evaluar la *eficiencia* de la metodología MoSASCoM formulamos seis preguntas relativas a sus objetivos mediante descripciones (*quién, qué, cuándo, dónde, cuántos*), instrucciones (*cómo*) y explicaciones (*por qué*) (Ackoff, 2010) que ofrece la metodología en su aplicación a estudios de caso.

1. ¿Los recursos humanos, tecnológicos, informáticos, y de datos, utilizados en las acciones de las etapas de la metodología MoSASCoM llevan a obtener un mayor entendimiento acerca del sistema real?

La retroalimentación brindada por el operador Grimaldi, así como los datos proporcionados por él, permitieron entender mejor la dinámica de la logística en el puerto marítimo de Salerno. Se colectaron datos reales acerca de las llegadas de las naves al puerto, en dos períodos: del 1 enero de 2010 al 31 diciembre de 2011 y del 6 marzo 2012 al 14 mayo 2012. El software proporcionado por la Università della Calabria permitió la implementación del modelo conceptual y el análisis de los resultados de simulación.

2. ¿Qué recursos tecnológicos e informáticos son los requeridos en el uso de la metodología MoSASCoM?

La simulación del modelo (*SIMO*), es la tercera etapa del ciclo MoSASCoM. Esta etapa tiene como objetivos la selección del software de simulación y la implementación del modelo conceptual en una computadora mediante el software de simulación seleccionado. Por tanto los recursos tecnológicos e informáticos que demanda la metodología MoSASCoM son aquellos relativos al software de simulación. Además, como bien sabemos, *AMSI* es la cuarta etapa de la metodología MoSASCoM y es donde se lleva a cabo la validación y verificación del modelo, se especifican los escenarios de simulación y se analizan sus resultados. En estas dos últimas actividades, de desarrollo de escenarios de simulación y análisis de resultados, los escenarios de simulación se construyen con base en la variación de parámetros, el análisis de sensibilidad, los experimentos de simulación aleatorios, o bien, con base en los experimentos MonteCarlo. Por tanto, los recursos tecnológicos e informáticos utilizados en esta etapa son aquellos relativos al software pero, de análisis.

3. ¿Cuántos recursos humanos se necesitan durante la implementación de la metodología?

Este estudio de caso se llevó a cabo en colaboración con el equipo de investigación perteneciente a la *Università della Calabria* en Italia. Los recursos humanos utilizados fueron los mínimos requeridos: un modelador (Aida Huerta Barrientos), un experto en simulación (Francesco Longo) y un representante del área usuaria, Grupo Grimaldi.

4. ¿Cuántos enfoques de modelación y simulación se utilizan?

Recordemos que la metodología *MoSASCoM* tiene como propósito guiar el proceso de modelación y simulación, identificando los enfoques de modelación potenciales y su correspondiente aplicación. En este estudio de caso, se desarrolló el modelo del puerto a nivel macro utilizando Simulación de Eventos Discretos (*DES*). Como línea futura de investigación está la propuesta de la modelación de las naves como agentes. Entonces se combinaría el modelo desarrollado en *DES* con *ABMS*.

5. ¿Cómo se reduce la incertidumbre de los modelos desarrollados?

Una vez que implementamos el ciclo *MoSASCoM*, lo repetimos ajustando los supuestos iniciales con base en la información relevante obtenida acerca del sistema con el primer ciclo. Con este ajuste en los supuestos iniciales obtuvimos una reducción de la incertidumbre del primer modelo conceptual del puerto. También ajustamos algunos aspectos del sistema a una escala menor en tiempo y espacio. Al final, obtuvimos los diferentes aspectos teóricos, metodológicos, prácticos, operativos y de calidad del puerto marítimo de Salerno, modelados a escalas de tiempo y espacio más realistas.

6. ¿Por qué se aplica más de un enfoque de modelación y simulación?

En este estudio de caso únicamente se aplicó un enfoque de modelación y simulación. Sin embargo como línea futura de investigación se propone aplicar también *ABMS* para modelar las naves del puerto como redes de agentes.

Para evaluar la *efectividad* de la metodología *MoSASCoM* formulamos seis preguntas relativas a 1) la eficiencia de la metodología para uno o más resultados y 2) los valores de esos resultados (Ackoff, 2010).

1. ¿El entendimiento acerca del sistema real es el esperado por los usuarios del sistema real?

Para que un modelo de simulación sea aceptado por los usuarios, se deben cumplir dos aspectos: verificar su desarrollo y validar los datos de salida. En este sentido, la satisfacción de los usuarios con las respuestas a la pregunta base estará en función tanto de la verificación del modelo como de los datos de salida del mismo. En este estudio de caso, el operador Grimaldi estuvo interesado en conocer el tiempo medio que permanecían sus naves en el Puerto marítimo de Salerno. Y como resultados, obtuvimos precisamente que el tiempo que permanecían las naves del operador Grimaldi en el puerto también se distribuían normalmente. El tiempo medio que permanecían las naves en el puerto fue de 13.43 hrs., sobre la base de 100, 000 muestras generadas. Con el 95% de probabilidad dicho tiempo estuvo comprendido entre 13.394 hrs. y 13.465 hrs. Mostramos también que la desviación transmitida de los cuatro parámetros de entrada: tiempo de interllegada de las naves, tiempo de carga y descarga de las naves, número de automóviles y número de tráileres, se producía una desviación estándar de 5.775 horas.

2. ¿Los recursos tecnológicos e informáticos son los mínimos requeridos? ¿Los recursos humanos necesarios están disponibles?

Los recursos tecnológicos como fueron el software tanto de simulación como de análisis fueron los mínimos requeridos. De la interrelación entre el modelador, el experto y el usuario emergió el modelo de simulación de las operaciones logísticas del puerto de Salerno que sirvió de apoyo a la toma de decisiones del área usuaria.

3. ¿Los enfoques de modelación y simulación utilizados son más de uno?

Como se indicó, en este estudio de caso únicamente se aplicó un enfoque de modelación y simulación, *DES*.

4. ¿La metodología *MoSASCoM* es robusta y/o sensible a la evolución de los enfoques de modelación y simulación?

La metodología *MoSASCoM* tiene como propósito guiar el proceso de modelación y simulación, identificando los enfoques de modelación potenciales y su correspondiente aplicación. Esta metodología combina los enfoques de modelación por descomposición y por síntesis. Se inicia con el desarrollo de un modelo conceptual y de simulación del sistema complejo real a nivel macro, especificando su estado global, es decir por descomposición. Después, se repite el ciclo *MoSASCoM*, ajustando los supuestos iniciales con base en la información relevante obtenida en el ciclo inmediato anterior, y así sucesivamente, hasta llegar a modelar los elementos constituyentes del sistema complejo bajo estudio y sus interrelaciones para modelar los aspectos del sistema mediante síntesis. De esta forma, en cada ciclo *MoSASCoM* se obtiene más información acerca del sistema complejo y en consecuencia, se obtiene también un mayor entendimiento acerca de sus propiedades macroscópicas, de las interrelaciones entre sus componentes y de sus propiedades emergentes. En este sentido, la metodología es robusta con respecto a la evolución de los diferentes enfoques de modelación y simulación.

5. ¿La metodología *MoSASCoM* es robusta y/o sensible al avance tecnológico de software de simulación?

Dado que la metodología es robusta a la evolución de los diferentes enfoques de modelación y simulación, y a su vez el avance tecnológico de software de simulación se da como respuesta a las demandas de la evolución de los distintos enfoques, entonces, en consecuencia, la metodología *MoSASCoM* es robusta al avance tecnológico de software. Esto se ve reflejado en la etapa cuatro *SIMO*, la cual tiene como objetivos la selección del software de simulación y la implementación del modelo conceptual en una computadora mediante el software de simulación seleccionado. Debido a que se espera que los diferentes aspectos de un sistema complejo se modelen conceptualmente con base en más de un enfoque de modelación, en esta etapa sugerimos el uso de software de propósito general que se espera evolucione en el tiempo.

6. ¿Los modelos de simulación desarrollados mediante la metodología *MoSASCoM* apoyan la toma de decisiones de los usuarios potenciales?

El modelo fue implementado con una interfaz amigable al usuario, para el apoyo efectivo en la toma de decisiones del operador Grimaldi y de los usuarios-practicantes de la simulación de sistemas complejos.

Para evaluar los *costos* de la metodología *MoSASCoM* formulamos una pregunta relativa a los costos de los recursos necesarios para aplicar la metodología.

1. ¿Se minimizan los costos de recursos económicos utilizados en las acciones ejecutadas en cada etapa de la metodología *MoSASCoM*?

El modelo de simulación fue desarrollado e implementado en un periodo de 7 meses minimizando los recursos económicos.

II. Estudio de caso-un centro de distribución semi-automático

Para el segundo estudio de caso, llevamos a cabo la evaluación de la metodología *MoSASCoM* con base en los mismos indicadores de desempeño utilizados en el estudio de caso del puerto marítimo de Salerno antes descrito. De esta forma, para evaluar la *eficacia* de la metodología *MoSASCoM*, formulamos cuatro preguntas relativas a la contribución de la metodología en el cumplimiento de su propósito y de sus resultados.

1. ¿Las acciones ejecutadas en cada etapa de la metodología *MoSASCoM* llevan a obtener un mayor entendimiento acerca del sistema complejo modelado?

El propósito de la aplicación de la metodología en este estudio de caso fue analizar las propiedades emergentes de un centro de distribución como la congestión de vehículos automáticos y su impacto en el rendimiento de la actividad de consolidación. Para ello, el rendimiento se midió en términos de paquetes procesados por operador, el tiempo que estaban ocupados los operadores, y los tiempos de uso y de no uso de los vehículos automáticos, proporcionando retroalimentación acerca del impacto sobre el tráfico. Como resultado, observamos que incrementando el tiempo de carga/descarga de los vehículos automáticos desde 6 hasta 12 segundos, el tiempo de los operadores decrecía considerablemente en un 60%. Si adicionalmente se consideraba el número mínimo de vehículos automáticos, el tiempo en que permanecían ocupados los operadores alcanzaba un 57%, siendo este caso el más desfavorable para la operación del centro de distribución propuesto. Además, reduciendo el tiempo de trabajo de los operadores desde 10 segundos hasta 5 segundos, el tiempo de transporte de los vehículos automáticos se incrementaba hasta alcanzar un valor del 99% aún en el caso de que el tiempo de carga/descarga era el máximo, de 12 segundos e incrementando el número de vehículos automáticos en un 50%, desde 8 hasta 12, el tiempo de congestión se incrementaba y como consecuencia, el tiempo en que permanecían los vehículos automáticos sin actividad era superior al 40%. En el caso en que el tiempo del operador era máximo, el tiempo de los vehículos automáticos sin actividad alcanzaba un valor del 65% inclusive. El modelo fue documentado y puesto a disposición de los usuarios finales y de la comunidad científica puesto que éste fue presentado en conferencias internacionales Huerta *et al.*(2013) y nacionales Huerta-Barrientos y Elizondo-Cortés (2014).

2. ¿Las acciones ejecutadas en cada etapa de la metodología *MoSASCoM* permiten comprender la dinámica global de los sistemas complejos y las interrelaciones existentes entre sus elementos constituyentes?

El modelo de simulación implementado con el software SIMIO™ y el análisis llevado a cabo de los resultados de la simulación mediante el software MINITAB™ permitieron que tanto los

desarrolladores como los usuarios entendieran el porqué la dinámica de las operaciones logísticas y de las interrelaciones entre los subsistemas del centro de distribución.

3. ¿Los resultados obtenidos en la etapa 4 de la metodología MoSASCoM, responden la pregunta base formulada en la etapa 1, de forma clara y concisa?

En este caso, las preguntas base fueron tres: ¿Cuál es el tiempo más probable que están ocupados los operadores? ¿Qué porcentaje del tiempo permanecen probablemente más ocupados los vehículos automáticos dentro del centro de distribución? ¿Qué porcentaje del tiempo permanecen probablemente más desocupados los vehículos automáticos dentro del centro de distribución? Para responder de forma adecuada a estas tres preguntas, fue necesario conducir experimentos de simulación Montecarlo con base en los metamodelos desarrollado con base en experimentos de simulación aleatorios. De esta forma, se logró establecer una relación entre los datos generados por el modelo de simulación desarrollado y la pregunta base formulada en la etapa 1.

4. ¿La metodología MoSASCoM permite identificar nuevos fenómenos no pre-supuestos por el modelador al inicio de la aplicación de la metodología?

Se identificaron nuevos puntos de congestión debida a la operación de los vehículos automáticos, acerca de los cuales inicialmente no se tenía conocimiento y por lo mismo, no se tomaron en cuenta al inicio del desarrollo del modelo.

Para evaluar la *eficiencia* de la metodología MoSASCoM formulamos seis preguntas relativas a sus objetivos mediante descripciones (*quién, qué, cuándo, dónde, cuántos*), instrucciones (*cómo*) y explicaciones (*por qué*) (Ackoff, 2010) que ofrece la metodología en su aplicación a estudios de caso.

1. ¿Los recursos humanos, tecnológicos, informáticos, y de datos, utilizados en las acciones de las etapas de la metodología MoSASCoM llevan a obtener un mayor entendimiento acerca del sistema real?

La retroalimentación brindada por *ACT-Operations Research*TM, así como los datos proporcionados por él, permitieron entender mejor la dinámica de la logística en el centro de distribución. Los datos se tomaron de una base de clientes reales. Los datos contenían cerca de 1047 listas de clientes con 9200 productos diferentes. El software proporcionado por la Università della Sapienza permitió la implementación del modelo conceptual y el análisis de los resultados de simulación.

2. ¿Qué recursos tecnológicos e informáticos son los requeridos en el uso de la metodología MoSASCoM?

La simulación del modelo (*SIMO*), es la tercera etapa del ciclo MoSASCoM. Esta etapa tiene como objetivos la selección del software de simulación y la implementación del modelo conceptual en una computadora mediante el software de simulación seleccionado. Por tanto, los recursos tecnológicos e informáticos que demanda la metodología MoSASCoM son aquellos relativos al software de simulación. Además, como bien sabemos, *AMSI* es la cuarta etapa de la metodología MoSASCoM y es donde se lleva a cabo la validación y verificación del modelo, se especifican los escenarios de simulación y se analizan sus resultados. En estas dos últimas actividades, de desarrollo de escenarios de simulación y análisis de resultados, los escenarios de simulación se construyen con base en la variación de parámetros, el análisis de sensibilidad, los experimentos de simulación aleatorios, o bien, con base en los experimentos MonteCarlo. Por tanto, los recursos tecnológicos e informáticos

utilizados en esta etapa son aquellos relativos al software pero, de análisis. Con respecto a los recursos hardware, éstos están determinados para dar soporte a los recursos de software de simulación y análisis.

3. ¿Cuántos recursos humanos se necesitan durante la implementación de la metodología?

Este estudio de caso se llevó a cabo en colaboración con el equipo de investigación perteneciente a la *Università della Sapienza* en Italia. Los recursos humanos utilizados fueron los mínimos requeridos: dos modeladores (Aida Huerta Barrientos y Stefano Brizi), dos expertos en simulación (Massimo Roma y Paolo de Luca) y un representante del área usuaria, *ACT-Operations Research*TM.

4. ¿Cuántos enfoques de modelación y simulación se utilizan?

Como hemos indicado, la fortaleza de la metodología *MoSASCoM* se deriva precisamente del uso de una variedad de enfoques de modelación y simulación en el desarrollo de modelos de sistemas complejos, los cuales se caracterizan por la variedad de sus elementos y las interrelaciones entre ellos. En este sentido, se describieron los procesos del centro de distribución a nivel macro utilizando simulación de eventos discretos y algunos aspectos a nivel micro además de los vehículos automáticos, utilizando modelación basada en agentes.

5. ¿Cómo se reduce la incertidumbre de los modelos desarrollados?

Al igual que en el estudio de caso relativo al puerto marítimo de Salerno, una vez que implementamos el ciclo *MoSASCoM*, lo repetimos ajustando los supuestos iniciales con base en la información relevante obtenida acerca del sistema con el primer ciclo. Con este ajuste en los supuestos iniciales obtuvimos una reducción de la incertidumbre del primer modelo conceptual del puerto. También ajustamos algunos aspectos del sistema a una escala menor en tiempo y espacio. Al final obtuvimos los diferentes aspectos teóricos, metodológicos, prácticos, operativos y de calidad del centro de distribución, modelados a escalas de tiempo y espacio más realistas.

6. ¿Por qué se aplica más de un enfoque de modelación y simulación?

En este estudio de caso se aplicaron dos enfoques de modelación y simulación: *DES* y *ABMS*. Como hemos señalado en otras secciones de esta tesis, cada uno de ellos revela ciertos aspectos de los sistemas que los otros no pueden. Pero lo más interesante es que fue posible modelar los procesos logísticos mediante *DES* como una red de colas y actividades. Mientras que utilizando *ABMS*, los vehículos automáticos se modelaron como agentes pertenecientes a una red, como funcionan en la realidad.

Para evaluar la *efectividad* de la metodología *MoSASCoM* formulamos cinco preguntas relativas a 1) la eficiencia de la metodología para uno o más resultados y 2) los valores de esos resultados (Ackoff, 2010).

1. ¿El entendimiento acerca del sistema real es el esperado por los usuarios del sistema real?

Para que un modelo de simulación sea aceptado por los usuarios, se deben cumplir dos aspectos: verificar su desarrollo y validar los datos de salida. En este sentido, la satisfacción de los usuarios con las respuestas a la pregunta base, estará en función tanto de la verificación del modelo como de los datos de salida del mismo. Los usuarios, en este caso, estuvieron interesados en conocer: ¿Cuál

era el tiempo más probable que estaban ocupados los operadores? ¿Qué porcentaje del tiempo permanecían probablemente más ocupados los vehículos automáticos dentro del centro de distribución? ¿Qué porcentaje del tiempo permanecían probablemente más desocupados los vehículos automáticos dentro del centro de distribución? Estas preguntas se respondieron por medio de la metodología *MoSASCoM* como se indicó en la sección 4.2.1.4. Como parte del análisis del modelo de simulación. Cabe señalar que en este caso, no se pretendió el desarrollo del modelo “perfecto”, sino de aquel que proporcionaba a los usuarios la información relevante acerca del sistema complejo real y que desde su perspectiva particular respondía las preguntas base formuladas.

2. ¿Los recursos tecnológicos e informáticos son los mínimos requeridos? ¿Los recursos humanos necesarios están disponibles?

Los recursos tecnológicos como fueron el software tanto de simulación como de análisis fueron los mínimos requeridos. De la interrelación entre los modeladores, los expertos y el área usuaria, emergió el modelo de simulación de las operaciones logísticas del centro de distribución que sirvió de apoyo a la toma de decisiones de los usuarios.

3. ¿Los enfoques de modelación y simulación utilizados son más de uno?

Se utilizaron dos enfoques de modelación y simulación: *DES* y *ABMS*. En esta dirección, la metodología *MoSASCoM* combinó los enfoques de modelación por descomposición y por síntesis. Se inició con el desarrollo de un modelo conceptual y de simulación del centro de distribución a nivel macro, especificando su estado global, es decir por descomposición mediante *DES*. Después, se repitió el ciclo *MoSASCoM*, ajustando los supuestos iniciales con base en la información relevante obtenida en el primer ciclo hasta llegar a modelar los vehículos automáticos y sus interrelaciones mediante síntesis. De esta forma, se obtuvo más información acerca de las operaciones logísticas del centro de distribución y en consecuencia, un mayor entendimiento acerca de sus propiedades macroscópicas, de las interrelaciones entre sus procesos y los vehículos automáticos y de sus propiedades emergentes.

4. ¿La metodología *MoSASCoM* es robusta y/o sensible a la evolución de los enfoques de modelación y simulación?

En este caso, la respuesta es similar a aquella relativa al estudio de caso del puerto marítimo de Salerno. La metodología *MoSASCoM* tiene como propósito guiar el proceso de modelación y simulación, identificando los enfoques de modelación potenciales y su correspondiente aplicación. Esta metodología combina los enfoques de modelación por descomposición y por síntesis. Se inicia con el desarrollo de un modelo conceptual y de simulación del sistema complejo real a nivel macro, especificando su estado global, es decir por descomposición. Después, se repite el ciclo *MoSASCoM*, ajustando los supuestos iniciales con base en la información relevante obtenida en el ciclo inmediato anterior, y así sucesivamente, hasta llegar a modelar los elementos constituyentes del sistema complejo bajo estudio y sus interrelaciones para modelar los aspectos del sistema mediante síntesis. De esta forma, en cada ciclo *MoSASCoM* se obtiene más información acerca del sistema complejo y en consecuencia, se obtiene también un mayor entendimiento acerca de sus propiedades emergentes y de las interrelaciones entre sus componentes. En este sentido, la metodología es robusta con respecto a la evolución de los diferentes enfoques de modelación y simulación.

5. ¿La metodología *MoSASCoM* es robusta y/o sensible al avance tecnológico de software de simulación?

En este caso, la respuesta es similar a aquella relativa al estudio de caso del puerto marítimo de Salerno. Dado que la metodología es robusta a la evolución de los diferentes enfoques de modelación y simulación, y a su vez el avance tecnológico de software de simulación se da como respuesta a las demandas de la evolución de los distintos enfoques, en consecuencia, la metodología *MoSASCoM* es robusta al avance tecnológico de software. Esto se ve reflejado en la etapa cuatro *SIMO*, la cual tiene como objetivos la selección del software de simulación y la implementación del modelo conceptual en una computadora mediante el software de simulación seleccionado. Debido a que se espera que los diferentes aspectos de un sistema complejo se modelen conceptualmente con base en más de un enfoque de modelación, en esta etapa sugerimos el uso de software de propósito general que se espera evolucione en el tiempo.

Para evaluar la *utilidad* de la metodología *MoSASCoM* formulamos una pregunta relativa al apoyo a la toma de decisiones.

1. ¿Los modelos de simulación desarrollados mediante la metodología *MoSASCoM* apoyan la toma de decisiones de los usuarios potenciales?

La metodología *MoSASCoM* apoya la toma de decisiones de organizaciones, académicos, practicantes de la simulación y estudiantes, mediante la integración del estudio de distintos aspectos de los sistemas complejos como son sus procesos, su estructura y su dinámica. Con el conocimiento que obtienen los usuarios acerca del sistema mediante la aplicación de la metodología *MoSASCoM*, ellos logran ser más sensibles a la situación problemática que desean resolver pero también, logran obtener un mayor conocimiento acerca de la aplicación y utilidad de la metodología. En este sentido, con la aplicación de la metodología al estudio de caso del centro de distribución, los usuarios lograron conocer la estructura y dinámica logística del mismo y ser más sensibles a las problemáticas que existen dentro del centro de distribución debidas entre otros aspectos a su diseño.

Para evaluar los *costos* de la metodología *MoSASCoM* formulamos una pregunta relativa a los costos de los recursos necesarios para aplicar la metodología.

1. ¿Se minimizan los costos de recursos económicos utilizados en las acciones ejecutadas en cada etapa de la metodología *MoSASCoM*?

El modelo de simulación fue desarrollado e implementado en un periodo de 6 meses minimizando los recursos económicos.

5.1.3. Medidas correctivas

Con el propósito de mejorar los indicadores de desempeño de metodología *MoSASCoM* y superar sus actuales limitaciones, sugerimos lo siguiente en la aplicación de la metodología a estudios de caso:

- Conocer el sistema real, su operación y su gestión en la medida de lo posible antes de aplicar la metodología *MoSASCoM*, ya que la aplicación de esta metodología asume que se tiene conocimiento previo del sistema real;
- Dado que la comunicación adecuada entre las distintas etapas de la metodología *MoSASCoM* permite mejorar su eficiencia y su robustez, es necesario implementar el monitoreo del flujo de dicha información en las interfaces de las etapas y también en la interfaz del sistema real y el modelo;
- En la tercera etapa de la metodología *MoSASCoM* no se especifica la secuencia de procesos en la implementación del modelo de simulación. No obstante, se recomienda que se lleve a cabo en primer lugar el desarrollo del plano para la visualización en dos o tres dimensiones del modelo del sistema;
- Para la selección del software de simulación en la tercera etapa de la metodología *MoSASCoM*, se recomienda tener la experiencia con al menos dos o tres programas diferentes, esto dará al usuario la posibilidad de seleccionar el más adecuado para la simulación del modelo. En algunos casos el tomador de decisiones, quien será el usuario final del modelo, da mayor relevancia al modo gráfico del modelo, por lo que se sugiere el uso de aquellos programas que faciliten el desarrollo de interfaces gráficas.

En este capítulo, presentamos la evaluación de la metodología *MoSASCoM* con base en el análisis de la contribución de la metodología al desarrollo de modelos de simulación de sistemas complejos y al análisis de sus propiedades emergentes, en un contexto de comparación con las metodologías de modelación y simulación, *DES*, *SD* y *ABMS*. También analizamos el desempeño de la aplicación de la metodología *MoSASCoM* a dos estudios de caso con base en los indicadores de *eficacia*, *eficiencia*, *efectividad*, *utilidad* y *costos*. Presentamos algunas preguntas deseables y sus posibles respuestas derivadas de la aplicación de la metodología a los dos estudios de caso presentados en el Capítulo 4 de esta tesis.

Dado que las salidas de la metodología *MoSASCoM* son diversos modelos de un sistema complejo real, sugerimos que tanto su desarrollo como su análisis deben monitorearse en cada estudio de caso con base en los indicadores antes descritos. Además, consideramos que tomando en cuenta los resultados obtenidos del monitoreo de los indicadores para un estudio de caso específico, deben proponerse medidas correctivas que contribuyan a mejorar los procesos y etapas de la metodología *MoSASCoM*.

CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN

“Más que tener un talento especial, soy más bien un curioso apasionado”

Albert Einstein

Enseguida, subrayamos las conclusiones teórico-metodológicas de la investigación doctoral e indicamos algunas líneas futuras de investigación que consideramos son promisorias en el análisis de sistemas complejos y que quedan abiertas a la investigación a partir de esta tesis.

Conclusiones teórico-metodológicas

Para enfrentar los retos que plantea el siglo XXI, es necesario practicar la colaboración interdisciplinaria y utilizar las herramientas de la ciencia moderna, basadas en el *paradigma de los sistemas complejos* (Kauffman, 1995; Lara-Rosano, 2011; Wolfram, 2002), cuyo marco metodológico se fundamenta en las *ciencias de la complejidad* (Byrne, 1998; Luhmann, 1995). En la aplicación del paradigma de los sistemas complejos, la característica más relevante de estudio son las *propiedades emergentes* de los sistemas complejos (Boccaro, 2004) debidas a la auto-organización entre sus elementos, las cuales no pueden ser determinadas por métodos analíticos, sino más bien mediante la simulación, reconocida ya como una herramienta experimental imprescindible en la ciencia moderna.

Algunas de las técnicas y de los enfoques de simulación que ya han sido utilizados en el estudio de las propiedades emergentes de los sistemas complejos son: *Autómatas celulares, vida artificial, inteligencia artificial, redes neuronales, redes complejas, redes de Petri, redes del mundo real, algoritmos genéticos, programación evolutiva* (Martínez, 2011), *simulación de eventos discretos, dinámica de sistemas y modelos basados en agentes*. Particularmente, el objeto de estudio en la investigación doctoral fueron los marcos metodológicos relativos a los enfoques de dinámica de sistemas (Forrester, 1961; Forrester, 1980; Forrester, 1994; Sterman, 2000), simulación de eventos discretos (Kiviat, 1963; Lakner, 1962; Tocker & Owen, 1960; Zaigler, 1976; Nance, 1987; Balci, 1994; Banks, 1998; Sargent, 1996; Robinson, 2004), y modelación basada en agentes (Iglesias *et al.*, 1997; Wooldridge *et al.*, 2000; Juan *et al.*, 2002; Paadgham y Winikoff, 2002; DeLoach *et al.*, 2001; Wagner, 2003; Sturm *et al.*, 2003; Lind, 2002; Gómez-Sanz y Pavón, 2003; Bresciani *et al.*, 2001; Brazier *et al.*, 2002; Giunchiglia *et al.*, 2002; Grimm *et al.*, 2005; Topping *et al.*, 2010).

En la revisión del estado del arte, observamos que los marcos metodológicos estudiados: simulación de eventos discretos, dinámica de sistemas y modelación y simulación basada en agentes, son de diversos tipos: cíclico, recursivo, de cascada, evolutivos, incremental, de transformación o bien espiral. Se resalta que efectivamente, estos marcos metodológicos hacen referencia al uso de un solo enfoque de modelación por lo que consideramos que su alcance de estudio se centra solamente en algunos aspectos de los sistemas complejos. Además, manejan una sola escala de tiempo y/o espacio, no hacen mayor énfasis en la validación de los modelos, y emplean software de propósito específico. En cuanto a los protocolos de documentación de los modelos de simulación, éstos se aplican principalmente en las áreas biológicas mientras que en el área de la ingeniería su uso es nulo. Un aspecto crítico es que actualmente no existe un marco metodológico que guíe explícitamente el uso de los distintos enfoques de modelación basada en simulación para el análisis de sistemas complejos.

Impulsados por las limitaciones metodológicas focalizadas, propusimos que para enfrentar los retos que plantea el estudio de los sistemas complejos en su totalidad, se deben desarrollar modelos de simulación de sistemas complejos con base en más de un enfoque de modelación, describiendo a nivel global los fenómenos colectivos de los sistemas, entendiendo a nivel local las reglas de interacción entre sus elementos, analizando probabilísticamente sus propiedades emergentes y llegando a conocer mejor sus diferentes aspectos. Propusimos también el desarrollo de modelos de simulación a diferentes escalas en tiempo y espacio y hacer un mayor énfasis en los procedimientos de documentación, validación y verificación de los modelos. En síntesis, propusimos que entre más variedad de enfoques de modelación se utilicen en el desarrollo de modelos de simulación, dichos modelos serán más pertinentes en el estudio de sistemas complejos caracterizados por la variedad de sus elementos y las interrelaciones entre ellos. Todo lo anterior, bajo un nuevo marco metodológico denominado *MoSASCoM* que indica cómo utilizar los diferentes enfoques de modelación y simulación, y cuya fortaleza se deriva precisamente del uso de la variedad de dichos enfoques, permitiendo la construcción de nuevos paradigmas de simulación.

Para ello, como parte de la investigación doctoral se diseñó, se desarrolló, se implementó y se evaluó el marco metodológico *MoSASCoM*. Este marco metodológico es cíclico y recursivo. En el ciclo se definieron perfectamente cinco etapas: 1. *Pregunta base*; 2. *El desarrollo del modelo (DEMO)*; 3. *La simulación del modelo (SIMO)*; 4. *El análisis del modelo de simulación (AMSI)*; y 5. *La documentación del modelo de simulación (DOMSI)*. Con la recursividad se buscó la mejora continua del modelo de simulación. Así, la metodología inicia con la pregunta base ¿cuáles son las propiedades emergentes más probables del sistema complejo bajo consideración? Se hacen supuestos iniciales a nivel macro especificando el estado global del sistema y se inicia el ciclo *MoSASCoM*. Entonces, con los supuestos a nivel macro se desarrolla el modelo inicial del sistema. Posteriormente, se implementa en computadora el modelo del sistema con base en un software de simulación, se analizan los resultados de la simulación y se documenta el modelo. De esta forma, al final del ciclo se obtiene mayor información del sistema y como consecuencia un mayor entendimiento de las propiedades emergentes a nivel macro. Se repite el ciclo, los supuestos iniciales se ajustan con base en la información relevante obtenida del sistema en el ciclo anterior, reduciendo así su incertidumbre. Enseguida, se desarrolla el modelo o algunos aspectos de él a una escala menor, se implementa el nuevo modelo, se lleva a cabo un análisis más detallado del mismo y se documenta. El criterio que determina el fin de la recursividad, punto en el cual se considera a un modelo lo suficientemente aceptable, está en función de los recursos, que pueden ser humanos, materiales, informáticos y/o tecnológicos.

Las disciplinas del conocimiento en las cuales apoyamos el diseño y desarrollo del marco teórico *MoSASCoM* fueron la teoría general de sistemas, ciencias de la complejidad, la cibernética, la inteligencia artificial, la simulación, investigación de operaciones, la teoría de probabilidad, la modelación computacional y la modelación basada en agentes.

Aplicamos la metodología *MoSASCoM* a dos estudios de caso, llevados a cabo en conjunto con equipos de investigación pertenecientes a la *Università della Calabria* (Italia) y a la *Università di Roma La Sapienza* (Italia). En dichos estudios de caso, la metodología *MoSASCoM* sirvió para analizar las propiedades emergentes más probables debido a ciertas condiciones iniciales de i) el puerto marítimo de Salerno y de ii) un Centro de Distribución, soportando el desarrollo de modelos de simulación con características muy cercanas a aquellas de los sistemas reales y reduciendo su incertidumbre inherente. Con base en los resultados obtenidos en los dos estudios de caso, se demostró que la metodología *MoSASCoM* apoya eficaz y efectivamente la toma de decisiones. A partir de los resultados obtenidos en la aplicación de la metodología *MoSASCoM* la evaluamos con base en el análisis de la contribución de ésta al desarrollo de modelos de simulación de sistemas complejos y al análisis de sus propiedades emergentes, en un contexto de comparación con las metodologías de modelación y simulación, *DES*, *SD* y *ABMS*. También analizamos el desempeño de la aplicación de la metodología *MoSASCoM* a los estudios de caso del puerto marítimo de Salerno y de un centro de distribución, con base en los indicadores de *eficacia*, *eficiencia*, *efectividad*, *utilidad* y *costos*. En consecuencia, se propusieron las siguientes medidas correctivas: i) conocer el sistema real, su operación y su gestión en la medida de lo posible antes de aplicarla; ii) dado que la comunicación adecuada entre las distintas etapas de la metodología *MoSASCoM* permite mejorar la eficiencia y la robustez del ciclo *MoSASCoM*, se hace necesario implementar el monitoreo del flujo de dicha información en las interfaces de las etapas, iii) en la tercera etapa de la metodología *MoSASCoM* no se especifica la secuencia de procesos en la implementación del modelo de simulación. No obstante, se recomienda que se lleve a cabo en primer lugar el desarrollo del plano para la visualización en dos o tres dimensiones del modelo del sistema, y iv) se recomienda tener la experiencia con al menos dos o tres programas diferentes, esto dará al usuario la posibilidad de seleccionar el más adecuado para la simulación del modelo.

A partir de las reflexiones derivadas a lo largo del desarrollo de la investigación doctoral y de esta tesis, consideramos que es necesario aplicar la metodología *MoSASCoM* al estudio de otros tipos de sistemas complejos teleológicos: social, económico, político y ecológico para contribuir a la solución de problemas de sistemas complejos y en consecuencia, a la reducción de la brecha existente entre la teoría y la práctica en el estudio de los sistemas complejos.

Con base en todo lo anteriormente expuesto, consideramos que se alcanzó el objetivo general de esta tesis doctoral, el cual fue *diseñar, desarrollar, implementar y evaluar un marco metodológico basado en modelos de simulación para el análisis de sistemas complejos (MoSASCoM), cíclico y recursivo, constituido por cinco etapas perfectamente definidas, con base en el marco teórico de modelación de sistemas complejos, para analizar las propiedades emergentes más probables debido a ciertas condiciones iniciales, que soporte el desarrollo de modelos de simulación con características más cercanas a aquellas del sistema complejo real reduciendo la incertidumbre inherente, y que sirva de apoyo a la toma de decisiones de organizaciones, académicos, y practicantes de la simulación y de la I.deO., quienes en la práctica de su profesión responden día con día ante situaciones cada vez más problemáticas y complejas*

Líneas futuras de investigación

A partir de los resultados obtenidos en la investigación doctoral acerca del diseño, desarrollo implementación y evaluación de la metodología *MoSASCoM*, se visualizaron algunas líneas de investigación que consideramos son promisorias en el análisis de sistemas complejos y que quedan abiertas a la investigación a partir de esta tesis.

- La toma de decisiones que soporta la metodología *MoSASCoM* va de estratégica, pasando por táctica y llegando a operativa. Dicho soporte depende del enfoque de modelación y simulación que se utilice. Sin embargo, sabemos que diariamente se generan grandes cantidades de información en los sistemas complejos. En esta dirección, visualizamos tres líneas de investigación relacionadas con el uso de las tecnologías de la información (TIC's). En la primera, sugerimos la integración de los modelos desarrollados mediante la metodología *MoSASCoM* con el sistema real, a fin de que el modelo del sistema sea alimentado con información en tiempo real. En la segunda, proponemos la automatización de la metodología y sus indicadores de desempeño mediante un software que permita el desarrollo de interfaces de usuario para cada una de las etapas y del tablero de indicadores. En la tercera línea de investigación sugerimos la modelación del flujo de la información generada en la aplicación de la metodología, esto con el objetivo de eliminar los flujos de información redundante, minimizar la duplicación de información y gestionar eficientemente la información compartida.
- Sabemos que en un sistema complejo, al ser distribuido y sin control central, algunos de sus procesos y flujos de información comparten los mismos recursos, generando conflictos, ya sea de una forma síncrona o bien asíncrona. En este sentido, una línea de investigación sería el uso del enfoque de modelación denominado redes de Petri¹⁷ para el análisis del desempeño de dichos procesos, y la retroalimentación de la información obtenida mediante este enfoque al modelo desarrollado con la metodología *MoSASCoM*. Dado que el enfoque Redes de Petri se basa en módulos, los modelos se construirían de forma jerárquica, contribuyendo con la modelación a diferentes niveles de abstracción (Gehlot & Nigro, 2010), característica común de la modelación de sistemas complejos. Una gran ventaja que se reconoce en el uso de las redes de Petri es su representación, gráfica y matricial, lo que las hace muy intuitivas y robustas tanto para el análisis estructural como para la valuación del desempeño y la simulación (Latorre-Biel, Jiménez-Macias & Pérez-Parte, 2013).
- Cada vez es más importante modelar los sistemas complejos de una forma más cercana a la realidad. En esta dirección, en el futuro podría ser interesante investigar acerca de los distintos escenarios de competencia y cooperación¹⁸ que se dan entre los elementos de los sistemas complejos, mediante la aplicación de la denominada teoría de juegos. Por medio de la teoría de juegos sería posible analizar las consecuencias de algunas decisiones tomadas de entre varias alternativas. La gran ventaja de la teoría de juegos es que permitiría analizar juegos cooperativos y no cooperativos, juegos bajo incertidumbre, así como el equilibrio y robustez de un juego entre adversarios, situación muy cercana a la realidad de los sistemas complejos. Actualmente la teoría de juegos está siendo ampliamente utilizada como apoyo en la toma de decisiones por investigadores y practicantes de la simulación (Zamarripa, Aguirre, Méndez & Espuña, 2012).

¹⁷Cuyo origen es la tesis doctoral de Carl Adam Petri presentada en 1962 en la Universidad Técnica de Darmstadt.

¹⁸ Se sugiere la obra de Robert Axelrod (1984): *The evolution of cooperation*.

- Los grandes avances en el desarrollo de la tecnología nos sugieren que cada vez los modelos de simulación deben incluir más elementos visuales e interactivos que soporten el apoyo a la toma de decisiones de los usuarios finales. En este sentido, sería de interés investigar acerca de los elementos que faciliten el desarrollo de interfaces más amigables para los usuarios finales.
- Nuestra situación actual con relación a la degradación del ambiente natural debida a la producción industrial moderna y a la seguridad debida al fenómeno de globalización, nos sugiere que tanto los aspectos ambientales como los de seguridad también deben ser considerados en los modelos de los sistemas complejos. Por lo que en un futuro también sería de interés investigar la inclusión de dichos aspectos en los modelos de sistemas complejos. Dado que la fortaleza de la metodología *MoSASCoM* se deriva del uso una variedad de enfoques de modelación y simulación, consideramos que soportaría adecuadamente la modelación de los aspectos ambientales y de seguridad de sistemas complejos bajo diversos enfoques.
- Los grandes problemas nacionales como son la pobreza, la baja calidad en educación, una economía con un crecimiento inferior al 3% anual, altos índices de inseguridad y narcotráfico, cambio climático, enfermedades como la diabetes, operaciones logísticas no eficientes, entre otros, no pueden enfrentarse con los métodos tradicionales de la ciencia sino más bien utilizando las herramientas de la ciencia moderna basadas en el paradigma de los sistemas complejos. En esta dirección, una línea de investigación sería la aplicación de la metodología *MoSASCoM* al estudio de dichos problemas nacionales para apoyar la toma de decisiones del sector público y privado.

BIBLIOGRAFÍA

- Ackoff, R.L. (1974). *Redesigning the future: a systems approach to societal problems*. New York, USA: John Wiley & Sons.
- Ackoff, R. L. (2010). *El paradigma de Ackoff. Una administración sistémica*. MÉXICO: Limusa Wiley.
- Adamatzky, A y Bull, L. (2009). Are complex systems hard to evolve? *Complexity*, 14 (6), 15-20.
- Adeniran, E. A. & Bamiro, O. A. (2010). A system dynamics strategic planning model for a municipal water supply scheme, in: *Proceedings of the 28th International Conference of the System Dynamics Society*.
- Ahmad, S. & Prashar, D. (2010). Evaluating municipal water conservation policies using a dynamic simulation model, *Water Resources Management*, 24 (13), 3371-3395.
- Ali Imron, M., Gergs, A. & Berger, U. (2012). Structure and sensitivity analysis of individual-based predator-prey models, *Reliability Engineering and System Safety*, 107, 71-81.
- Allan, R. J. (2010). Survey of agent based modeling and simulation tools. Technical report DL-TR-2010-007. Science & Technology Facilities Council. Daresbury Science and Innovation Campus Warrington. Recuperado de <https://epubs.stfc.ac.uk/work/50398/>
- Al-Mharmah, H.(1998). Average performance of Quasi Monte Carlo methods for global optimization, in: *Proceedings of the 1998 Winter Simulation Conference*, 623-627. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc98papers/prog98sim.html/>
- Altamirano, M. A. & van Daalen, C. E. (2004). A system dynamics model of primary and secondary education in Nicaragua, in: *Proceedings of the 22nd International Conference of the System Dynamics Society*.
- Álvarez-Buylla, E. y Frank H. A. (2013). El Centro de ciencias de la complejidad de la UNAM: Piedra de roseta para la ciencia en México, *Intesdisciplina*, I (1), 171-180.
- Ansari, N. & Seifi, A. (2012). A system dynamics analysis of energy consumption and corrective policies in Iranian iron and steel industry, *Energy*, 43, 334-343.
- Arvis, J. F. et al.(2012). Connecting to compete 2012 Trade Logistics in the Global Economy. *International Bank for Reconstruction and development*. The World Bank. Recuperado de http://siteresources.worldbank.org/TRADE/Resources/239070-1336654966193/LPI_2012_final.pdf/
- Ashby, W. R. (1970). Analysis of the system to be modeled. *The process of mode-building in the behavioral sciences*. Ohio State University Press.
- Axelrod, R. M. (1997). *The complexity of cooperation: agent-based models of competition and collaboration*. United Kingdom: Princeton University Press.

- Axelrod, R. M. (1984). *The evolution of cooperation*. New York, USA: Basic Books, Inc.
- Bagheri, A., Darijani, M., Asgary, A. & Morid, S. (2010). Crisis in urban water systems during the reconstruction period: a system dynamics analysis of alternative policies after the 2003 earthquake in Bam-Iran, *Water Res Manage*, 24 (1), 2567–96.
- Balci, O. (1994). Validation, verification, and testing techniques throughout the life cycle of a simulation study, *Annals of Operations Research*, 53, 121-174.
- Banks, J. & Carson, J. S. (1984). *Introduction to discrete-event system simulation*. New Jersey, USA: Prentice-Hall.
- Banks, J. (1998). *Simulation*. New York, USA: John Wiley & Sons.
- Bao Le, Q., Jin Park, S. & Vlek, P. (2010). Land use dynamic simulator (LUDAS): A multi-agent system model for simulating spatio-temporal dynamics of coupled human-landscape system 2. Scenario-based application for impact assessment of land use policies, *Ecological Informatics*, 5, 203-221.
- Barlas, Y. (1985). Validation of System Dynamics Models with a Sequential Procedure Involving Multiple Quantitative Methods (Tesis doctoral, Georgia Institute of Technology, Atlanta, USA).
- Barreteau, O. (2009). Our companion modelling approach, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 6.
- Bartholdi, J. J. & Hackman, S. T. (2011). *Warehouse & distribution science release 0.95* (The Supply Chain and Logistics Institute, School of Industrial and Systems Engineering, Georgia Institute of Technology, USA).
- Barton, R. (2004). Designing simulation experiments, in: *Proceedings of the 2004 Winter Simulation Conference*, 73-79. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc04papers/prog04.html/>
- Bennet, P. G. (1985). On linking approaches to decision aiding: issues and prospects, *J. Op. Res. Soc.*, 36, 659-669.
- Benjamin, P., Erraguntla, M., Denle, D. & Mayer, R. (1998). Simulation modeling at multiple levels of abstraction, in: *Proceedings of the 1998 Winter Simulation Conference*, 391-398. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc98papers/prog98sim.html/>
- Berger, U., Rivera-Monroy, V., Doyle, T., Dahdouh-Guebas, F., Duke, N., Fontalvo-Herazo, M., Hildenbrandt, F., Koedam, N., Mehlig, U., Piou, C. & Twilley, T. (2008). Advances and limitations of individual-based models to analyze and predict dynamics of mangrove forests: A review, *Aquatic Botany*, 89, 260-274.
- Bert, F., Podestá, G., Rovere, S., Menéndez, A., North, M., Tatara, E., Laciana, E., Weber, E. & Toranzo, F. (2011). An agent based model to simulate structural and land use changes in agricultural systems of the argentine pampas, *Ecological Modelling*, 222, 3486-3499.
- Bianchi, C., Cirillo, P., Gallegati, M. & Vagliasindi, P. A. (2007). Validating and calibrating agent-based models: A case Study, *Comput. Econ.*, 30, 245-264.

- Bocca, E., Viazzo, S., Longo, F. & Mirabelli, G. (2005). Developing data fusion systems devoted to security control in port facilities, in: *Proceedings of the 2005 Winter Simulation Conference*, 445-449. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc05papers/prog05.html/>
- Boccaro, N. (2004). *Modeling complex systems*. New York, USA: Springer-Verlag.
- Bond, A. H. & Gasser, L. (1988). *Readings in distributed artificial intelligence*. Los Altos, CA, USA: Morgan Kaufmann.
- Bonnell, T., Sengupta, R., Chapman, C. & Goldberg, T. (2010). An agent-based model of red colobus resources and disease dynamics implicates key resource as hot spots of disease transmission, *Ecological Modelling*, 221, 2491-2500.
- Borshchev, A., Karpov, Y. & Kharitonov, V. (2002). Distributed simulation of hybrid systems with AnyLogic and HLA, *Future Generation Computer Systems*, 18, 829-839.
- Bouloiz, H., Garbolino, E., Tkiouat, M. & Guarnieri, F. (2013). A system dynamics model for behavioral analysis of safety conditions in a chemical storage unit, *Safety Science*, 58, 32-40.
- Brailsford, S. C. (2008). System dynamics: What's in it for healthcare simulation modelers, in: *Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference*, eds. S.J. Mason, R.R. Hill, L. Mönch, O. Rose, T. Jefferson, J.W. Fowler, 1478-1483. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc08papers/prog08soc.html/>
- Brailsford, S. C. & Hilton, N. (2000). A Comparison of discrete event simulation and system dynamics for modeling healthcare systems, in: *Proceedings of the 26th meeting of the ORAHS Working Group*.
- Brazier, F., Jonker, C. & Treur, J. (2002). Principles of component-based design of intelligent agents, *Data and Knowledge Engineering*, 41(2), 1-28.
- Bresciani, P., Perini, A., Giorgini, P., Giunchiglia, F. & Mylopoulos, J.(2001). A knowledge level software engineering methodology for agent oriented programming, in: *Proceedings of the Fifth International Conference on autonomous Agents*, 648-655.
- Brito, T.B & Botter, R.C. (2011).A conceptual comparison between discrete and continuous simulation to motivate the hybrid simulation methodology, in: *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference*, 3915-3927. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc11papers/prog11.html/>
- Bruzzone A. & Signorile, R. (1998).Simulation and generic algorithms for ship planning and shipyard layout, *Simulation*, 71, 74-83.
- Bugaric U. and Petrovic, D. (2007). Increasing the capacity of terminal for bulk cargo unloading, *Simulation Modelling Practice and Theory*, 15,1366-1381.
- Byrne, D. (1998). *Complexity theory and the social sciences. An introduction*. London, ENGLAND: Routledge.

- Caballero, L. (2008). La búsqueda del comienzo. El pensamiento complejo en biología. CopIt ArXives. Recuperado de <http://scifunam.fisica.unam.mx/mir/copit/TS0005ES/TS0005ES.pdf>
- Cai, L. (2006). System dynamics application to the population growth and garbage disposal in Beijing, *Beijing Social Science*. Recuperado de http://en.cnki.com.cn/Article_en/CJFDTOTAL-BJSK200603009.htm/
- Caillault, S., Mialhe, F., Vannier, C., Delmotte, C., Kedowide, C., Amblard, F., Etienne, M., Bécu, N., Gautreau, P. & Houet, T. (2012). Influence of incentive networks on landscape changes: A simple agent-nased simulation approach, *Environmental Modelling & Software*, 1-10.
- Caplat, P., Anand, M. & Bauch, C. (2008). Symmetric competition causes population oscillations in an individual-based model of forest dynamics, *Ecological Modeling*, 211, 491-500.
- Carley, K. M. & Gasser, L. (1999). Computational organization theory. In Weiss, G. (Eds.) *Multiagent systems. A modern approach to distributed artificial intelligence*, 299-330.
- Carrascosa, C., Rebollo, M., Vicente, J. & Botti, V. (2001). A MAS approach for port container terminal management: The transtainer agent, in: *Proceedings of the 2001 International Conference on Information Systems, Analysis and Synthesis*.
- Carteni, A. & de Luca, S. (2012). Tactical and strategic planning for a container terminal: Modelling issues within a discrete event simulation approach, *Simulation Modelling Practice and Theory*, 21, 123-145.
- Cassettari, L., Giribone, P., Mosca, M. & Mosca, R. (2010). The stochastic analysis of investments in industrial plants by simulation models with control of experimental error: theory and application to a real business case, *Applied Mathematical Sciences*, 4 (76), 3823-3840.
- Casti, J. L. (1995). *Complexification: Explaining a paradoxical world through the science of surprise*. New York, USA: HarperPerennial.
- Chen, H., Wakeland, W. & Yu, J. (2012). A two-stage technology foresight model with system dynamics simulation and its application in the Chinese ICT industry, *Technological Forecasting & Social Change*, 79, 1254-1267.
- Chiang, W., Kouvelis, P. and Urban, T. L. (2002). Incorporating workflow interference in facility layout design: The quartic assignment problem, *Management Science*, 48 (4), 584-590.
- Chiung-Wen, H. (2012). Using a system dynamics model to asses the effects of capital subsidies and feed-in tariffs on solar PV installations, *Applied Energy*, 100, 205-217.
- Cortés, P., Muñuzuri, J., Ibañez, J. N. & Guadix, J. (2007). Simulation of freight traffic in the Seville inland port, *Simulation Modelling Practice and Theory*, 15, 256-271
- Cossentino, M. & Sabatucci, L. (2004). Agent system implementation. In: Paolucci, M., Sacile, R. (eds.), *Agent-based manufacturing and control systems: New agile manufacturing solutions for achieving peak performance*, CRC Press.

- Chahal, K. & Eldabi, T. (2008). Which is more appropriate: A multiperspective comparison between System Dynamics and Discrete Event Simulation, in: *Proceedings of the European Mediterranean Conference on Information Systems*.
- Chaib-draa, B., Moulin, B., Mandiau, R. & Millot, P. (1992). Trends in distributed artificial intelligence, *Artificial Intelligence Review*, 6.
- Charles, S., Subtil, F., Kielbassa, J. & Pont, D. (2008). An individual-based model to describe a bullhead population dynamics including temperature variations, *Ecological Modelling*, 215, 377-392.
- Chaves, R., López, D., Macías, F., Casares, J. & Monterroso, C. (2013). Application of system dynamics technique to simulate the fate of persistent organic pollutants in soils, *Chemosphere*, 90, 2428-2434.
- Checkland, P. & Scholes, J. (1990). *Soft systems methodology in action*. Chichester, GB: John Wiley & Sons.
- Chen, N. & Jeff Hong, L. (2007). Monte Carlo simulation in financial engineering, in: *Proceedings of the 2007 Winter Simulation Conference*, 919-931. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc07papers/prog07soc.html>
- Chen, X., Lupi, F., An, L., Sheely, R., Viña, A. & Liu, J. (2012). Agent-based modeling of the effects of social norms on enrollment in payments for ecosystems services, *Ecological Modelling*, 229, 16-24.
- Chion, C., Lamontagne, P., Turgeon, S., Parrot, L., Landry, J., Marceau, D., Martins, C., Michaud, R., Ménard, N., Cantin, G. & Dionne, S. (2011). Eliciting cognitive processes underlying patterns of human-wildlife interactions for agent-based modeling, *Ecological Modelling*, 222, 2213-2226.
- Cooke, L.D. (2003). A system dynamics analysis of the Westray mine disaster. *Systems Dynamics Review*, 19 (2), 139-166. doi: 10.1002/sdr.268
- Conner, M., Ebinger, M. & Knowlton, F. (2008). Evaluating coyote management strategies using a spatially explicit, individual-based, socially structured population model, *Ecological Modelling*, 219, 234-247.
- Choi Y. S. & Yun, W. Y. (2000). Simulator for port container terminal using an object-oriented approach, *Report Brain Korea 21 Logistics Team*.
- Das, D. & Dutta, P. (2013). A system dynamics framework for integrated reverse supply chain with three way recovery and product exchange policy, *Computers & Industrial Engineering*, 66, 720-733.
- David, F. R. (2003). *Conceptos de administración estratégica*. Novena edición. MÉXICO: Prentice Hall, Inc.
- Davidsson, P., Logan, B. & Takadama, K. (Eds.) (2005). *Multi-agent and multi-agent-based simulation*, LNAI Vol. 3415, Springer.

- Davidsson, P., Henesey, L., Ramstedt, L., Törnquist, J. & Wernstedt, F. (2005). An analysis of agent-based approaches to transport logistics, *Transportation Research Part C*, 13, 255-271.
- Dyson, B. & Chang, N. B. (2005). Forecasting municipal solid waste generation in a fast-growing urban region with system dynamics modeling, *Waste Management*, 25(7), 669–679.
- Deaton, M.L. & Winebrake, J.J. (2000). *Dynamic modeling of environmental systems*. New York, USA: Springer-Verlag.
- De Koster, R.B.M., Le-Duc, T. & Roodbergen, K. J. (2006). Design and control of warehouse order picking: a literature review. *European Journal of Operational Research*, 182(2), 481-501.
- De Loach, S., Wood, M. & Sparkman, C. (2001). Multiagent systems engineering, *International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering*, 11(3), 231-258.
- De Luca S., Cantarella, C. E. & Cartenì, A. (2007). A macroscopic model of a container terminal based on diachronic networks, in: *Schedule-based dynamic transit modeling: theory and applications*, N. H. M. Wilson *et al.* eds., Kluwer Academic Publishers, 285-310.
- Dill, M. (1997). Capital investment cycles: A system dynamics modelling approach to social theory development, in: *Proceedings of 15th international system dynamics conference: Systems approach to learning and education into the 21st century*.
- Dong, X., Li, C., Huang, W., Wang, J. & Liao, R. (2012). Application of a system dynamics approach for assessment of the impact of regulations on cleaner production in the electroplating industry in china, *Journal of Cleaner Production*, 20, 72-81.
- Douma, A., Schutten, M. & Schuur, P.(2009). Waiting profiles: An efficient protocol for enabling distributed planning of container barge rotations along terminals in the port of Rotterdam, *Transportation Research, Part C* 17, 133-148.
- Durugbo, C., Tiwari, A. & Alcock, J. (2013). Modelling information flow for organizations: A review of approaches and future challenges, *International Journal of Information Management*, 33, 597-610.
- Engelen, S., Meersman, H. & van de Voorde, E. (2006). Using system dynamics in maritime economics: an endogenous decision model for shipowners in the dry bulk sector, *Maritime policy management*, 33 (2), 141-158.
- Fagan J.E., Reuter, M.A. & Langford, K.J. (2010). Dynamic performance metrics to assess sustainability and cost effectiveness of integrated urban water systems, *Res ConservRecycling*, 54(10), 719–36.
- Fagiolo, G., Birchenhall, C. & Windrum, P. (2007). Empirical validation in agent-based models: introduction to the special issue, *Computational Economics*, 30, 189-194.
- Ferrarini, A.(2011). A fitter use of Monte Carlo simulations in regression models, *Computational Ecology and Software*, 1 (4), 240-243.
- Filatova, T., Voinov, A. & van der Veen, A. (2011). Land market mechanisms for preservation of space for coastal ecosystems: An agent-based analysis, *Environmental Modelling & Software*, 26, 179-190.

- Fishman, G. S. (1995). *Monte Carlo: concepts, algorithms, and applications*. New York, USA: Springer.
- Follari, R. (2013). Acerca de la interdisciplina: posibilidades y límites, *Interdisciplina*, 1 (1), 111-130.
- Forrester, J.W.(1961). *Industrial dynamics*. Cambridge, USA: MIT Press.
- Forrester, J. W. (1980). *Principles of systems*, 2nd Edition. Cambridge, USA: MIT Press.
- Forrester, J. W. (1994). System dynamics, systems thinking, and soft OR. *System Dynamics Review*, 10(2-3), 245-256. doi: 10.1002/sdr.4260100211.
- Forrester, J. W. & Senge, P.M. (1980). Test for building confidence in system dynamics models, in: *System Dynamics*, Ed. Legasto, A. A., J. W. Forrester and J. M. Lyneis. Amsterdam, NETHERLANDS: North-Holland.
- Frazelle, E. H. (2002). World class warehousing, *Logistics Resources International*, Atlanta, USA.
- Galvao, V. & García, J. (2010). A three-dimensional multi-agent-based model for the evolution of Chagas' disease, *BioSystems*, 100, 225-230.
- Gambardella, L. M., Rizzoli, A. E. & Zaffalon, M. (1998). Simulation and planning of an intermodal container terminal, *Simulation*, 71, 107-116.
- Gao, L., Durnota, B., Ding, Y. & Dai, H. (2012). An agent-based simulation system for evaluating gridding urban management strategies, *Knowledge-Based Systems*, 26, 174-184.
- Gehlot, V., & Nigro, C.(2010). An introduction to systems modeling and simulation with colored Petri nets, in: *Proceedings of the 2010 Winter Simulation Conference*, 104- 118.
- Gershenson, C.(2007). *Design and control of Self-organizing Systems*. CopIt ArXives.
- Geum, Y., Lee, S. & Park, Y. (2014). Combining technology roadmap and system dynamics simulation to support scenario-planning: A case of car-sharing service, *Computers & Industrial Engineering*, 71, 37-49.
- Ghazvini, A. & Shukur, Z. (2013). System dynamics in E-Health policy making and the “Glocal” concept, *Procedia Technology*, 11, 155-160.
- Gilbert, N. (2004). Open problems in using agent-based models in industrial and labor dynamics, in: Leombruni *et al.*, eds. *Industry and Labor Dynamics: the agent-based computational approach*. R. World Scientific, 401-405.
- Gilbert, N. & Troitzsch, K. (2005). *Simulation for social scientists*. 2nd Edition. New York, USA: Open University Press.
- Gilman, M. (1968). A brief survey of stopping rules in Monte Carlo simulations, in: *Proceedings of the 1968 Winter Simulation Conference*, 16-20.

- Giovannozzi, M. (2013). *Ottimizzazione dei flussi in un magazzino automatizzato della grande distribuzione*. La Sapienza – Università di Roma, Tesi di laurea.
- Giunchiglia, F., Mylopoulos, J. & Perini, A. (2002). The tropos software development methodology: processes, models and diagrams, in: *Proceedings of the Agent-Oriented software engineering (AOSE-2002)*, 63-74.
- Goldsmann, D. & Nance, R. E. (2010). A brief history of simulation revisited, in: *Proceedings of the 2010 Winter Simulation Conference*, 567-574. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc10papers/prog10.html/>
- Gómez-Sanz, J. & Pavón, J. (2003). Agent oriented software engineering with INGENIAS, in: *Proceedings of the Third Central and Eastern Europe Conference on Multiagent Systems*. Lectures notes in Computer Science 2691, 394-403.
- Govindan, P., Tian, Y. & Howlett, R. (2003). A GIS framework for improving the harbor security, in: *Proceedings of the 26th Annual ESRI International User Conference*.
- Graham, A.K. & Ariza, A. (2003). Dynamic, hard and strategic questions: using optimization to answer a marketing resource allocation question, *System Dynamics Review*, 19 (1), 27–46.
- Grier, D. (1987). Systems for Monte Carlo work, in: *Proceedings of the 1987 Winter Simulation Conference*, 428-433. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc87papers/prog87sim.html/>
- Griffith, C., Long, B. & Sept, J. (2010). HOMINIDS: An agent-based spatial simulation model to evaluate behavioral patterns of early Pleistocene hominids, *Ecological Modelling*, 221, 738-760.
- Grimm, V. & Railsback, S. F. (2005). *Individual-based modeling and ecology*. New Jersey, USA: Princeton University Press.
- Grimm, V., Berger, U., Bastiansen, F., Eliassen, S., Ginot, V., Giske, J., Goss-Custard, J., Grand, T., Heinz, S.K., Huse, G., Huth, A., Jepsen, J. U., Jørgensen, C., Mooij, W. M., Müller, B., Pe'er, G., Piou, C., Railsback, S.F., Robbins, A. M., Robbins, M.M., Rossmanith, E., Rüger, N., Strand, E., Souissi, S., Stillman, R. A., Vabø, R., Visser, U. & De Angelis, D. L. (2006). A standard protocol for describing individual-based and agent-based models, *Ecological Modelling*, 198, 115-126.
- Grimm, V., Berger, U., De Angelis, D., Polhill, G., Giske, J. & Railsback, S. (2010). The ODD protocol: A review and first update, *Ecological Modelling*, 221, 2760-2768.
- Grimm, V. & Schmolke, A. (2011). *How to Read and Write TRACE documentations*. 1st draft. Helmholtz Centre for Environmental Research. Recuperado de <http://cream-itn.eu/creamwp/wp-content/uploads/Trace-Guidance-11-03-04.pdf>
- Grosman, P., Jaeger, J., Biron, P., Dussault, C. & Ouellet, J. (2011). Trade-off between road avoidance and attraction by roadside salt pools in moose: An agent-based model to assess measures for reducing moose-vehicle collisions, *Ecological Modelling*, 222, 1423-1435.

- Grunow, M., Günther, H. & Lehmann, M. (2006). Strategies for dispatching AGVs at automated seaport container terminals, *OR Spectrum*, 28, 587-610.
- Gue, K. R., Meller, R. and Skufca, J. D. (2006). The effects of pick density on order picking areas with narrow aisles, *IIE Solutions*, 38, 859-868.
- Guest, J.S., Skerlos, S.J., Daigger, G.T., Corbett, J.R.E. & Love, N.G. (2010). The use of qualitative system dynamicsto identify sustainability characteristics of decentralized wastewater management alternatives, *Water Science and Technology*, 61 (6), 1637-1644.
- Gusset, M., Jakoby, O., Müller, M., Somers, M., Slotow, R. & Grimm V. (2009). Dogs on the catwalk: Modelling re-introduction and translocation of endangered wild dogs in South Africa, *Biological Conservation*, 142, 2774-2781.
- Haefner, J. (1996). *Modeling biological systems.Principles and applications*. New York, USA: Chapman & Hall.
- Hales, D., Rouchier, J. & Edmonds, B. (2003). Model-to-model analysis, *The Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 6 (4).
- Hales, D. et al. (2003). *Multi-agent based simulation III*, LNAI Vol. 2927, Springer.
- Hammersley, J. M. & Handscomb, D. C. (1975). *Monte Carlo methods*. London, ENGLAND: Methuen.
- Han, J., Bhandari, K. & Hayashi, Y. (2010). Assessment of policies toward an environmentally friendly urban transport system: case study of Delhi, India, *Journal of Urban Planning and Development-ASCE*, 136, 86–93.
- Hanushek, E.A., Lavy, V. & Kohtaro, H. (2008). Do students care about school quality? Determinants of dropout behavior in developing countries, *Journal of Human Capital*, 2 (1), 69–105.
- Han, J., et al. (2009). Application of an integrated system dynamics and cellular automata model for urban growth assessment: a case study of Shanghai, China, *Landscape and Urban Planning*, 91, 133–141.
- Hassani-Mahmooui, B. & Parris, B.(2013). Resources scarcity, effort allocation and environmental security: An agent-based theoretical approach, *Economic Modelling*, 30, 183-192.
- Hayuth, Y., Pollatschek, M.A. & Roll, Y. (1994). Building a port simulator, *Simulation*, 63, 179-189.
- Heath, B., Hill, R. & Ciarallo, F. (2009). A survey of agent-Based Modeling Practices (January 1998 to July 2008), *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 12 (4).
- Helal, M. & Rabelo, A. (2004). An enterprise simulation approach to the development of dynamic balanced scorecards, in: *Proceedings of the American Society of Engineering Management Conference*.
- Helfrich, N.D. & Schade, W. (2008). Bringing distributed software development to SD modelling with Vensim. In: Adamides, E., Georgantzas, N.C. (Eds.), in: *Proceedings of the 26th International Conference of the System Dynamics Society*.

- Henesey, L. (2002). Enhancing terminal productivity through artificial intelligence: Multi-agent approach, in: *Proceedings of the 26th Terminal Operators Conference (TOC-2002)*.
- Henesey, L., Davidsson, P. & Persson, J. A. (2009a). Evaluation of automated guided vehicle systems for container terminals using multi agent based simulation, in *Multi-Agent-Based Simulation IX: International Workshop Springer-Verlag*. Berlin, Heidelberg, 85-96.
- Henesey, L., Davidsson, P. & Persson, J.A. (2009b). Agent based simulation architecture for evaluating operational policies in transshipping containers, *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 18 (2), 220-238.
- Hernández Sampieri, R., Fernández C. y Baptista L. P. (2010). *Metodología de la investigación*. MÉXICO: McGraw-Hill.
- Ho, C.C., Yang, C.C., Chang, L.C. & Chen, T.W. (2005). The application of system dynamics modeling to study impact of water resources planning and management in Taiwan, in: *Proceedings of the 23rd International Conference of the System Dynamics Society*.
- Holguin-Veras J. & Walton, C. M. (1996). State of the practice of information technology at marine container ports, *Transportation Research Record*, 1522, 87-93.
- Holling, C. S. (1966). The strategy in building models of complex ecological systems, in: *Systems Analysis in Ecology* (Watt, K. E. F., ed.), 195-214.
- Homer, J. B. & St. Clair, C. L. (1991). A model of HIV transmission through needle sharing. A model useful in analyzing public policies, such as a needle cleaning campaign, *Interfaces*, 21, 26-29.
- Huerta A. & Elizondo M. (2012). Complex industrial systems modeling: a multilevel methodology. Series Vol. 44 # 10. ISBN: 9781618399847.
- Huerta-Barrientos, A. & Lara-Rosano F. (2012). Towards a Sustainable Development of Southern Italian Seaports, in: *Sustainable Development and Global Community Vol XIII*, G.E. Lasker & K Hiwaki (eds) Windsor, CANADA: IIAS, ISBN 978-1-897546-70-3, 25-29.
- Huerta, A. & Longo F. (2012). Performance analysis of a Southern Mediterranean seaport via Discrete-Event simulation, in: *Proceedings of the XX International Conference on "Material Handling, Construction and Logistics*. ISBN 978-86-7083-763-8.
- Huerta, A., Longo, F. & Mirabelli, G. (2012). Simulation modeling approach to maritime container terminals: A- State-of-the-Art review. Series Vol. 44 # 10. ISBN: 9781618399847.
- Huerta, A., Brizi, S., Elizondo, M., Roma, M. & De Luca, P. (2013). Analyzing the main and first order effects of operational policies in the warehouse productivity, in: *Proceedings of the 2013 Winter simulation Conference*, pp. 3950-3951. Recuperado de http://informs-sim.org/wsc13papers/by_area.html/

- Huerta-Barrientos, A. y Elizondo-Cortés, M. (2014). MOSASCOM: metodología basada en modelos de simulación para el análisis de sistemas complejos, in: Memorias del Cuarto Congreso de Alumnos de Posgrado UNAM.
- Huhns, M. & Singh, M. P. (1998). *Readings in agents*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann.
- Iglesias, C., Garijo, M., González, J. C. & Velazco, J. R. (1997). Analisis and design of multiagent systems using MAS-CommonKADS, in: Singh, M., Rao, A. S., Wooldridge, M. (Eds), *Intelligent Agent IV*, Springer, Berlin, Lecture Notes in Computer Science 1365, 312-328.
- Jeronimo de Almeida, S., Poley, R., Eiras, A., Obermayr, R. & Geier, M. (2010). Multi-agent modeling and simulation of an *Aedes aegypti* mosquito population, *Environmental Modelling & Software*, 25, 1490-1507.
- Juan, T., Pearce, A. & Sterling, L. (2002). ROADMAP: extending the Gaia methodology for complex open systems, in: *Proceeding of the First International Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent systems-AAMAS' 02*, 3-10.
- Kauffman, S. A. (1993). *The origins of order: Self-organization and selection in evolution*. New York, USA: Oxford University Press.
- Kauffman, S. A. (1995). *At home in the universe: the search for laws of Self-organziation and complexity*. London, England: Viking.
- Khanh, T., Marilleau, N., Vihn, T. & Fallah, A. (2011). New protocol supporting collaborative simulation, in: *Proceeding of the Second Symposium on Information and Communication Technology*, 137-145.
- Koh, P.H., Tan S. L., Goh, L. K. & Ng, K. L. (1998). A decision support system for container port operations, *New Directions in Simulation for Manufacturing and Communications*, 451-457.
- Kojiri, T., Hori, T., Nakatsuka, J. & Chong, T. S. (2008). World continental modelling for wáter resources using system dynamics, *Phys Chem Earth*, 33, 304-11.
- Kelton, W. D. (2000). Experimental design for simulation, in: *Proceedings of the 2000 Winter Simulation Conference*, 32-38. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc00papers/prog00.htm/>
- Kelton, W. D., Smith, J. S. & Sturrock, D. T. (2011). *Simio and Simulation: Modeling, Analysis, Applications*, 2nd edition. New York, USA: McGraw-Hill, Inc.
- Kiviat, P. J. (1963). Introduction to Digital Simulation. *Applied Research Laboratory*.
- Kiviat, P. J. (1967). Digital computer simulation. *RAND Memo RM-5378-PR*. Recuperado de <http://www.dtic.mil/dtic/tr/fulltext/u2/684124.pdf>
- Kiviat, P. J. (1969). Digital computer simulation: computer programming languages. *RAND Corp. memorandum RM-5883-PR*. Recuperado de <http://www.dtic.mil/dtic/tr/fulltext/u2/684124.pdf>

- Kleijnen, J.P.C. (2008a). *Design and analysis of simulation experiments*. New York, USA: Springer.
- Kleijnen, J. P. C. (2008b). Design of experiments: overview, in: *Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference*, 479-488. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc08papers/prog08soc.html/>
- Koelling, P. & Schwandt, M.J. (2005). Health systems: a dynamic system – benefits from system dynamics, in: *Proceedings of the 2005 Winter Simulation Conference*, 1321–1327. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc05papers/prog05.html/>
- Kuhn, T. (2007). *La estructura de las revoluciones científicas*. Primera reimpresión. MÉXICO: Fondo de Cultura Económica.
- Kumar, S. & Nigmatullin, A. (2011). A system dynamics analysis of food supply chains- case study with non-perishable products, *Simulation Modelling Practice and Theory*, 19, 2151-2168.
- Kunsch, P. & Springael, J. (2008). Simulation with system dynamics and fuzzy reasoning of a tax policy to reduce CO2 emissions in the residential sector, *European Journal of Operational Research*, 185(3), 1285–1299.
- Kyung, M.K. & Moosung, J.A. (2004). Quantitative assessment of LCOs for operations using system dynamics, *Journal of Reliability Engineering and System Safety*, 87 (2), 211–222.
- Lackner, M. R. (1962). Toward a General Simulation Capability, in: *Proceedings of the AFIPS spring Joint computer conference*, 1-14.
- Lai, K. & Lam, K. (1994). A study of container yard equipment allocation strategy in Hong Kong, *International Journal of Modeling and Simulation*, 14, 134-138.
- Lane, D. C. & Stermann, J. (2011). Jay Wright Forrester. Chapter 20 in *Profiles in Operations Research: Pioneers and Innovators*. S. Gass and A. Assad (eds.) New York, USA: Springer.
- Lara-Rosano, F. (1985). *Modelado de sistemas complejos mediante segundos momentos*. MÉXICO: UNAM, Instituto de Ingeniería.
- Lara-Rosano, F. (1990). *Metodología para la planeación de sistemas: un enfoque prospectivo*. MÉXICO: Dirección General de Planeación, Evaluación y Proyectos Académicos, UNAM.
- Lara-Rosano, F. (2011). Complejidad en las Organizaciones en *Encuentros con la Complejidad.*, J. Jorge FloresValdez y Gustavo Martínez Mekler (eds). MÉXICO: Siglo XXI.
- Lara-Rosano, F. (2012). Teoría, métodos y modelos de la complejidad social I. *Seminario de Investigación*. CCADET.
- Lara-Rosano, F. (2014). Las ciencias de la complejidad en la solución de nuestros problemas sociales. *Seminario de Investigación*. CCADET, C3 UNAM.

- Latorre-Biel, J., Jiménez-Macias, E. & Pérez-Parte, M. (2013). Sequence of decisions on discrete event systems modeled by Petri nets with structural alternative configurations, *Journal of computational Science*, 229, 1-8.
- Lättilä, L. (2009a). Combining advanced forecasting methods with system dynamics – the case of Finnish seaports, *Research report 209*, Lappeenranta University of Technology. Recuperado de http://ltykouvola.jalusta.com/files/download/Research_report_209.pdf
- Lättilä, L. (2009b). Modeling seaports with agent-based model and system dynamics, *Research report 213*, Lappeenranta University of Technology.
- Lawson, B. & Leemis, L. (2008). Monte Carlo and Discrete-event simulations in C and R, in: *Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference*, 11-16. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc08papers/prog08soc.html/>
- Lee, S. Y. & Cho, G. S. (2007). A simulation study for the operations analysis of dynamic planning in container terminals considering RTLS, in: *Proceedings of the 2nd International Conference on Innovative Computing, Information and Control*.
- Legato, P. & Mazza, R. M. (2001). Berthing planning and resources optimization at a container terminal via discrete event simulation, *European Journal of Operational Research*, 133, 537-547.
- Leveson, N., Daouk, M., Dulac, N. & Marais, K. (2003). Applying STAMP in Accident Analysis. Massachusetts Institute of Technology. Recuperado de <http://shemesh.larc.nasa.gov/iria2003/p13-leveson.pdf>
- Lind, J. (2002). *Iterative Software Engineering for Multiagent systems, the MASSIVE Method*. New York, USA: Springer.
- Liu, Y. *et al.* (2007). An integrated GIS-based analysis system for management of lake areas in urban fringe, *Landscape and Urban Planning*, 82, 233–246.
- Liu, C., Sibly, R., Grimm, V. & Thorbek, P. (2013). Linking pesticide exposure and spatial dynamics: an individual-based model of wood mouse populations in agricultural landscapes, *Ecological Modelling*, 248, 92-102.
- Liu, X., Ou, J., Li, X. & Ai, B. (2013). Combining system dynamics and hybrid particle swarm optimization for land use allocation, *Ecological Modelling*, 257, 11-24.
- Liu, Y. & Ye, H. (2012). The dynamics study in firm's environmental behavior and influencing factors: an adaptive agent-based modeling approach, *Journal of Cleaner Production*, 37, 278-287.
- Lloyd, S. (2001). Measures of complexity a non-exhaustive list. Laboratory for Information systems and Technology. Department of Mechanical Engineering. Massachusetts Institute of Technology. Recuperado de <http://web.mit.edu/esd.83/www/notebook/Complexity.PDF>

- Lloyd's. (2008). Study of maritime traffic flows in the Mediterranean Sea. *Lloyd's Marine Intelligence Unit*. A report prepared for the Regional Marine Pollution Emergency Response Centre for the Mediterranean Sea (REMPEC) by Lloyd's Marine Intelligence Unit under Task 2.3 O of Activity 2 of the European Union financed MEDA regional project "Euromed co-operation on Maritime Safety and Prevention of Pollution from Ships – SAFEMED". Recuperado de <http://www.mmla.org.mt/Study%20of%20Maritime%20Traffic%20Flows%20in%20the%20Mediterranean%20Sea.pdf>
- Lokuge, P., Alahakoon, D., & Dissanayake, P. (2004). Collaborative neuro-BDI agents in container terminals, in: *Proceedings of the 18th International Conference on Advanced Information Networking and Applications*, 155-158.
- Lokuge, P. & Alahakoon, D. (2004a). Hybrid BDI agents with improved learning capabilities for adaptive planning in a container terminal application, in: *Proceedings of the IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology*, 120-126.
- Lokuge, P. & Alahakoon, D. (2004b). Enhancing Efficiency of Container Terminal Operations Using Homogenous Intelligent Agents, in: *Proceedings of the International Association of Maritime Economists Annual Conference*, Turkey.
- Longo, F, Huerta, A. & Nicoletti, L. (2013). Performance Analysis of a Southern Mediterranean Seaport via Discrete-Event Simulation, *Journal of Mechanical Engineering*, 59 (9), 517-525.
- Luhmann, N. (1995). *Social Systems*. Stanford, USA: Stanford University Press.
- Luhmann, N. (2012). *Introduction to Systems Theory*. Polity Press.
- Macal, C. & North, M. (2011). Introductory tutorial: agent-based modeling and simulation, in: *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference*, 1456-1468. Recuperado de <http://informatics-sim.org/wsc11papers/prog11.html/>
- Machado, R., Conceiao, S., Leite, H., de Souza, A. & Wolff, E. (2013). Evaluation of forest growth and carbon stock in forestry projects by system dynamics, *Journal of Cleaner Production*, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2013.09.049>.
- Madejski, J. (2007). Survey of the agent-based approach to intelligent manufacturing, *Journal of Achievements in Materials and Manufacturing Engineering*, 21(1), 67-70.
- Maes, P. (1994). Agents that reduce work and information overload, *Communications of the ACM*, 37, 31-40.
- Martínez, G. J. (2011). Los sistemas complejos y la errónea interpretación de una nueva ciencia. *En Riesgos globales y conocimiento complejo: los grandes retos del siglo XXI*. Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), Mexico City, September. Recuperado de http://eprints.uwe.ac.uk/16384/1/pressFCPyS_Genaro.pdf

- Martínez, G. (2012). Una introducción a los sistemas complejos. Seminario de Investigación. Escuela Superior de Cómputo del Instituto Politécnico Nacional. 15 febrero. México, D. F. Recuperado de URL: <http://www.repositoriodigital.ipn.mx/handle/123456789/13728>
- Martínez, G. (2012). Complex dynamics of elementary cellular automata emerging from chaotic rules. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 1-14. ArXiv:1203.6074
- Martínez, G., Adamatzky, A. & Alonso-Sanz, R. (2013). Designing Complex Dynamics in Cellular Automata with Memory, *International Journal of Bifurcation and Chaos* 23(10), 1330035-131. Recuperado de <http://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/S0218127413300358>.
- Martino, A., Fiorello, D. & Schade, W. (2009). The Impact of High Oil Prices on Transport and Energy Systems in Europe. <<http://www.iccgov.org/iew2009>>
- Mashayekhi, A. N. (1990). Rangeland destruction under population growth: the case of Iran, *System Dynamics Review*, 6 (2), 167–193.
- Mastrolilli, M., Fornara, N., Gambardella, L. M., Rizzoli, A. E. & Zaffalon, M. (1998). Simulation for policy evaluation, planning and decision support in an intermodal container terminal, in: *Proceedings of the International Workshop Modeling and Simulation within a Maritime Environment*. Y. Merkuryev, et al. eds., Riga, 33-38.
- Matus, C. (1980). *Planificación de situaciones*. MÉXICO: Fondo de Cultura Económica.
- McDonnell, S. & Zellner, M. (2011). Exploring the effectiveness of bus rapid transit a prototype agent-based model of commuting behavior, *Transport Policy*, 18, 825-835.
- Meadows, D.H., Meadows, D.L., Randers, J. & Behrens, W.W. (1972). *The Limits to Growth*. USA: Signet.
- Merkuryev, Y., Tolujew, J., Blumel, E., Novitsky, L., Ginters, E., Viktorova, E., Merkuryeva, G. & Pronins, J. (1998). A modeling and simulation methodology for managing the Riga Harbour container terminal, *Simulation*, 71, 84-95.
- Milling, P.M. (2002). *Understanding and Managing Innovation Processes*. GERMANY: Mannheim University.
- Mitchell, M. (2009). *Complexity: A guided tour*. USA: Oxford University Press.
- Mialhe, F., Becu, N. & Gunnell, Y. (2012). An agent-based model for analyzing land use dynamics in response to farmer behavior and environmental change in the Pampanga delta (Philippines), *Agriculture, Ecosystems and environment*, 161, 55-69.
- Miang, Y. & Love, P. (2012). Methodological application of system dynamics for evaluating traffic safety policy, *Safety Science*, 50, 1594-1605.
- Mingers, J. & Brocklesby, J. (1997). Multimethodology: towards a framework for mixing methodologies, *Omega, Int. J. Mgmt Sci*, 25 (5), 489-509.

- Montgomery, D. C. & Runger, G. C. (2003). *Applied Statistics and Probability for Engineers*. Third Edition. Interactive e-Text. John Wiley & Sons.
- Morin, E. (1994). *Introducción al pensamiento complejo*. Barcelona, SPAIN: Gedisa.
- Morecroft, J. D. & Robinson, S. (2006). Comparing Discrete-Event Simulation and System Dynamics: Modelling a fishery, in: *Robinson, S., Taylor, S., Brailsford, S.C. and Garnett, J., eds. Proc. OR Soc. Simulation Workshop*.
- Morgan, J., Howick, S. & Belton, V. (2011). Designs for the complementary use of system dynamics and discrete-event simulation, in: *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference*, 2715-2727. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc11papers/prog11.html/>
- Moss, S. (2008). Alternative approaches to the empirical validation of agent-based models, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 11 (15).
- Moss, S. & Davidsson, P. (2001). *Multi-agent-based simulation*. Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol. 1979. Springer-Verlag.
- Munitic, A., Simundig, S. & Dvornik, J. (2003). System dynamics modelling of material flow of the port cargo system, in: *Proceedings of the 21th International Conference of the System Dynamics Society*, (July 20 – 24). New York City, USA.
- Naivinit, W., Le Page, C., Trébuil, G. & Gajaseeni, N. (2010). Participatory agent-based modeling and simulation of rice production and labor migrations in Northeast Thailand, *Environmental Modelling & Software*, 25, 1345-1358.
- Nance, R.E. (1981). The time and state relationships in simulation modeling, *Communications of the ACM*, 24(4), 173-179.
- Nance, R. E. A. (1987). A conical methodology: A framework for simulation model development, in: *Proceedings of Conference on Methodology and Validation Society for Computer Simulation*, 38-43.
- Nevins, M.R., Macal, C. M., Love, R. J. & Bragen, M.J. (1998). Simulation, animation and visualization of seaports operations, *Simulation*, 71, 96-106.
- Nikoukaran, J., Hlupic, V. & Paul, R. (1999). A hierarchical framework for evaluating simulation software, *Simulation Practice and Theory*, 7, 219-231.
- Nilsson, F. (2006). On complex adaptive systems and agent-based modeling for improving decision-making in manufacturing and logistics settings, *International Journal of Operations & Production Management*, 26 (12), 1351-1373.
- North, M. J. & Macal, C. M. (2007). *Managing business complexity: discovering strategic solutions with agent based modeling and simulation*. Oxford, USA: Oxford University Press.
- Olabisi, L.S. (2010). The system dynamics of forest cover in the developing world: researcher versus community perspectives, *Sustainability*, 2, 1523-1535.

- Ormerod, R. & Ulrich, W. (2013). Operational research and ethics: A literature review, *European Journal of Operational Research*, 228 (2), 291-307.
- Ottjes, J. A., Veeke, H. P., Duinkerken, M. B., Rijsenbrij, J.C. & Lodewijks, G. (2006). Simulation of a multiterminal system for container handling, *OR Spectrum*, 28, 447-468.
- Padgham, L. & Winikoff, M. (2002). Prometheus: a methodology for developing intelligent agents, in: *Proceedings of the first International conference on autonomous Agents and Multi-agent Systems-AAMAS' 02*, 135-146.
- Page, E. H. (1994). Simulation Modeling Methodology Principles and Etiology of Decision Support. (*PhD Dissertation Virginia Polytechnic Institute and State University*). Recuperado de <http://www.thesimguy.com/articles/simModMeth.pdf>
- Parikh, P. J. and Meller, R. (2007). Estimating picker blocking in wide-aisle order picking systems, *IIE Transactions*.
- Parola, F. & Sciomachen, A. (2005). Intermodal container flows in a port system network: analysis of possible growths via simulation models, *International Journal of Production Economics*, 97, 75-88.
- Pedamallu, C., Ozdamar, L., Akar, H. & Weber, G. (2012). Investigating academic performance of migrant students: A system dynamics perspective with an application to Turkey, *Int. J. Production Economics*, 139, 422-430.
- Pegden, D. & Sturrock, D. (2012). Introduction to SIMIO, in: *Proceedings of the 2012 Winter Simulation Conference*. Recuperado de http://informs-sim.org/wsc12papers/by_area.html/
- Pidd, M. (2003). *Tools for Thinking: Modelling in Management Science*, 2nd Ed. Chichester: Wiley.
- Piou, P., Berger, U., Hildenbrandt, H., Grimm, V., Diele, K. & D'Lima, C. (2007). Simulating cryptic movement of a mangrove crab: recovery phenomena after small scale fishery, *Ecological Modelling*, 205, 110-122.
- Polhill, J., Gimona, A. & Gotts, N. (2012). Nonlinearities in biodiversity incentive schemes: A study using an integrated agent-based and metacommunity model, *Environmental Modelling & Software*, 1-18.
- Popper, K. (1959). *The logic of scientific discovery*. Hutchinson & Co.
- Provitolo, D. (2005). Risque Urbain, catastrophe et villes méditerranéennes. Thèse de doctorat. Université Nice-Sophia Antipolis.
- Purnomo, H. & Mendoza, G. (2011). A system dynamics model for evaluating collaborative forest management: a case study in Indonesia, *Int. J. Sust. Devel. World Ecol.*, 18 (2), 164-176.
- Quadrat-Ullah, H. (2013). Understanding the dynamics of electricity generation capacity in Canada: a system dynamics approach, *Energy*, 59, 285-294.

- Rabelo, L., Helal, M., Jones, A. & Min, H. (2005). Enterprise simulation: a hibryd system approach, *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 18(6), 498-508.
- Railsback, S. F. (2001). Concepts from complex adaptive systems as a framework for individual-based modelling, *Ecological Modelling*, 139, 47-62.
- Railsback, S. F. & Grimm, V. (2009). *A course of individual- based and agent-based modeling*. USA: Princeton University Press.
- Railsback, S. F. & Grimm, V. (2010). *Agent-based and individual-based modeling*. New Jersey, USA: Princeton University Press.
- Railsback, S. F. & Grimm, V. (2012). *Agent-based and individual-based modeling*. USA: Princeton University Press.
- Raychaudhuri, S. (2008). Introduction to Monte carlo simulation, in: *Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference*, 91-100. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc08papers/prog08soc.html/>
- Rebollo, M., Julian, V., Carrascosa, C. & Botti, V. (2001). A MAS approach for port container terminal management, in: *Proceedings of the Third Iberoamerican workshop on DAI-MAS*.
- Rehan, R., Knight, M. A., Unger, A. J. A. & Hass, C. T. (2014). Financially sustainable management strategies for urban wastewater collection infrastructure - development of a system dynamics model, *Tunnelling and Underground space Technology*, 39, 116-129.
- Rehan, R., Knight, M.A., Unger, A. J. A. & Haas, C. T. (2013). Development of a system dynamics model for financially sustainable management of municipal watermain networks, *Water Research*, 47, 7184-7205.
- Rehan, R., Knight, M. A., Haas, C. T. & Unger, A. J. A. (2011). Application of system dynamics for developing financially self-sustaining management policies for water and wastewater systems, *Water Research*, 45, 4737-4750.
- Robalino-López, A., Mena-Nieto, A. & García-Ramos, J. E. (2014). System dynamics modeling for renewable energy and CO₂ emissions: A case study of Ecuador, *Energy for Sustainable Development*, 20, 11-20.
- Robinson, S. (2004). *Simulation: the practice of model development and use*. Chichester, USA: Wiley.
- Robinson, S. (2005). Discrete-Event Simulation from the pioneers to the present: What Next?, *Journal of Operational Research Society*, 56, 619-629.
- Roughgarden, J. et al. (1996). Adaptive computation in ecology and evolution: a guide for future research, in: *Adaptive Individuals in Evolving Population* (Belew, R. K. and Mitchell, M., eds), 25-30.
- Rubinstein, R. Y. & Kroese, D. P. (2007). *Simulation and the Monte Carlo Method* (2nd edition). New York, USA: John Wiley & Sons.

- Sabloff, J. (2012). *The Bulletin of the Santa Fe Institute*. Santa Fe, USA: Santa Fe Institute. Recuperado de http://www.santafe.edu/media/bulletin_pdf/SFI_Bulletin_2012.pdf
- Sadowsky, J. & Bucklew, J. (1989). Large deviations theory techniques in Monte Carlo simulation, in: *Proceeding of the 1989 Winter Simulation Conference*, 505-513. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc89papers/prog89sim.html/>
- Sanders, F., Verhaeghe, R. J. & Dekker, S. (2007). Investment dynamics for a congested transport network with competition: application to port planning, in: *Proceedings of the 23th International Conference of the System Dynamics Society*, Boston, USA.
- Sargent, R. G.(1996).Verifying and validating simulation models, in: *Proceedings of the 1996 Winter Simulation Conference*, 55-64.
- Saysel, A. K., Barlas, Y. & Yenigun, O. (2002). Environmental sustainability in an agricultural development project: A system dynamics approach, *Journal of Environmental Management*, 64(3), 247-260.
- Schmid, A. (2005). What is the Truth of Simulation? *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 8.
- Schmolke, A., Thorbek, P., DeAngelis, D.L. & Grimm, V. (2010). Ecological models supporting environmental decision making: A strategy for the future, *Trends in Ecology and Evolution*, 25, 479-86.
- Schreinemachers, P. & Berger, T. (2011).An agent-based simulation model of human-environment interactions in agricultural systems, *Environmental Modelling & Software*, 26, 845-859.
- Schultz, M. & Hatch, M.J. (1996).Living with multiple paradigms: The case of paradigm interplay in organisational culture studies, *Ac. Mgmt Rev.*, 21, 529-557.
- Serg, T. (2009). School construction strategies for universal primary education in Africa : should communities be empowered to build their schools?. Africa Regional Educational Publications; Africa human development series. Washington, DC: World Bank. Recuperado de <http://documents.worldbank.org/curated/en/2009/01/10675562/school-construction-strategies-universal-primary-education-africa-communities-empowered-build-schools>
- Sgouridis, S., Bonnefoy, P.A. & Hansman, R.J. (2011). Air transportation in a carbon constrained world: long-term dynamics of policies and strategies for mitigating the carbon footprint of commercial aviation, *Transp. Res. Part A*, 45, 1077-1091.
- Sgouridis, P. & Angelides, D. (2002).Simulation-Based analysis of handling inbound containers in a terminal, in: *Proceedings of the 2002 Winter Simulation Conference*, 1716-1724. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc02papers/prog02.htm/>
- Shanthikumar, J. G. & Sargent, R. G. (1983).A unifying view of hybrid simulation/analytic models and modeling, *Operations Research*, 31, 1030-1052.

- Sichman, J. S., Bousquet, F. & Davidsson, P. (2003). *Multi-agent based simulation II*, LNAI Vol. 2581, Springer.
- Sichman, J. S. & Antunes, L. (2006). *Multi-agent based simulation VI*, LNAI Vol. 3891, Springer.
- Simonovic, S. (2002). World water dynamics: global modelling of water resources, *J Environ Modell*, 66, 249–67.
- Sinha-Ray, P., Carter, J., Field, T., Marshall, J., Polak, J., Schumacher, K., Song, D., Woods, J. & Zhang, J. (2003). Container world: Global agent-based modelling of the container transport Business, in: *Proceedings of 4th International Workshop on Agent-Based Simulation*.
- Silberholz, M. B., Golde, B. L. & Baker, E. K. (1991). Using simulation to study the impact of work rules on productivity at marine container terminals, *Computers and Operations Research*, 18, 433-452.
- Smajgl, A. & Bohensky, E. (2011). Behaviour and space in agent-based modeling: Poverty patterns in East Kalimantan, Indonesia, *Environmental Modelling & Software*, 1-7.
- Smith, J. M. and Li, W.J. (2001). Quadratic Assignment Problems and M/G/C/C/ State Dependent Network Flows, *Journal of Combinatorial Optimization*, 5(4), 421-443.
- Stanislaw, H. (1986). Test of computer simulation validation: What do they measure? *Simulation and Games*, 17 (2), 173-191.
- Starfield, A.M., Smith, K. A. & Bleloch, A. L. (1990). *How to model it: Problem solving for the computer age*. New York, USA: McGraw-Hill.
- Stave, K.A. (2003). A system dynamics model to facilitate public understanding of water management options in Las Vegas, Nevada, *J Environ Manage*, 67(4), 303–13.
- Sterman, J. (1984). Appropriate summary statistics for evaluating the historical fit of system dynamics models, *Dynamica*, 10 (2), 51-66.
- Sterman, J. (2000). *Business dynamics: Systems thinking and modeling for a complex world*. USA: McGraw-Hill.
- Sturrock, D. and Pegden D. (2012). Recent innovations in SIMIO, in: *Proceedings of the 2012 Winter Simulation Conference*. Recuperado de http://informs-sim.org/wsc12papers/by_area.html/
- Susnik, J., Vamvakeridou-Lyroudia, S., Savic, D. & Kapelan, Z. (2012). Integrated system dynamics modeling for water scarcity assessment: Case study of the Kairouan region, *Science of the Total Environment*, 440, 290-306.
- Swain, J. (2013). Simulation software survey, *OR/MS Today* 38 (5):1-7.
- Sweetser, A. (1999). A comparison of system dynamics (SD) and discrete- event simulation (DES), in: *Proceedings of the 17th Int. Conf. of the System Dynamics Soc.*

- Sturm, A., Dori, D. & Shehory, O. (2003). Single-model method for specifying multi-agent systems, in: *Proceedings of the Second International Conference on autonomous agents and Multi-Agent systems-AAMAS' 03*, 121-128.
- Tahar, R. M. & Hussain, K. (2000). Simulation and analysis for the Kelang container terminal, *Logistics Information Management*, 13, 14-20.
- Takadama, K., Kawai, T. & Koyama, Y. (2008). Micro-and-macro level validation in agent-based simulation: Reproduction of human-like behaviors and thinking in a sequential bargaining game, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 11(29).
- Tako, A. A. & Robinson, S. (2012). The application of discrete event simulation and system dynamics in the logistics and supply chain context, *Decision Support Systems*, 52, 802-815.
- Tako, A. A. & Robinson, S. (2009). Comparing discrete-event simulation and system dynamics: users' perceptions, *J. Op. Res. Soc.*, 60, 296-312.
- Tauheed, L. & Wray, L.R. (2006). System dynamics of interest rate effects on aggregate demand, in: Randall, L., Wray, Forstater, Mathew., (Eds.). *Money, Financial Instability, and Stabilization Policy*. Cheltenham: Edward Elgar.
- Thurston, T. & Hu, H. (2002). Distributed agent architecture for port automation, in: *Proceedings of the Computer Software and Applications Conference, Annual International*.
- Tocker, K. D. (1963). *The art of simulation*. New Jersey, USA: Van Nostrand Company.
- Tocker, K. D. (1966). Some techniques of model building, *Operational Research Quarterly*, 16 (2), 189-217.
- Tocker, K. D. & Owen, G. D. (1960). The automatic programming of simulations, in: *Proceedings of the Second International Conference on Operations Research*, 50-68.
- Tolujiev, J., Lorenz, P., Beier, D. & Schriber, T. J. (1998). Assessment of simulation models based on trace-file analysis: a metamodeling approach, in: *Proceedings of the 1998 Winter Simulation Conference*, 1716-1724. Recuperado de <http://informs-sim.org/wsc98papers/prog98sim.html/>
- Topping, C., Hoyer, T. & Olesen, C. (2010). Opening the black box-development, testing and documentation of a mechanistically rich agent-based model, *Ecological Modelling*, 221, 245-255.
- Topping, C., Thomas, T., Odderskaer, P. & Aebischer, N. (2010). A pattern-oriented modeling approach to simulating populations of grey partridge, *Ecological Modelling*, 221, 729-737.
- Trappey, A.J.C., Trappey, C., Hsiao, C.T., Ou, J.J.R., Li, S.J. & Chen, K.W.P. (2012). An evaluation model for low carbon island policy: the case of Taiwan's green transportation policy, *Energ. Pol.*, 45, 510-515.
- Tu, Y-P. & Chang, Y-F. (2006). Analyses of operations of ditch container wharf and container yard, *Journal of American Academy of Business*, 9 (2), 139 - 146.

- UNCTAD (2012). World merchant fleet 2011-2012, statistics at a Glance. *UNCTADstat*. Recuperado de <http://unctad.org/en/pages/Statistics.aspx/>
- Valbuena, D., Verburg, P., Veldkamp, A., Bregt, A. K. & Ligtenberg, A. (2010). Effects of farmers' decisions on the landscape structure of a Dutch rural region: An agent-based approach, *Landscape and Urban Planning*, 97 (2), 98-110.
- van Nes, E., Noordhuis, R., Lammens, E., Portielje, R., Reeze, B. & Peeters, E. (2008). Modelling the effects of diving ducks on zebra mussels *Dreissena polymorpha* in lakes, *Ecological Modelling*, 211, 481-490.
- van Heesch, D. (1997). Doxygen. www.doxygen.org.
- Vidal, J. & Huynh, N. (2010). Building agent-based models of seaport container terminals, in: *Proceedings of the 6th Workshop on Agents in Traffic and Transportation*, Toronto, Canada.
- Von Bertalanffy, L. (1968). *General system theory: Foundations, development, applications*. New York, USA: George Braziller.
- Wagner, G. (2003). The agent-object-relationship metamodel: towards a unified view of state and behavior, *Information Systems*, 22(6/7), 401-422.
- Weaver, W.(1948).Science and complexity, *American Scientist*, 36, 536-544.
- Wei, S. Yang, H., Song, J., Abbaspour, K. & Xu, Z. (2012). System dynamics simulation model for assessing socio-economic impacts of different levels of environmental flow allocation in the Weihe River Basin, China, *European journal of Operational Research*, 221, 248-262.
- Wiener, N. (1995). *Inventar. Sobre la gestación y el cultivo de las ideas*. Barcelona, ESPAÑA: Tusquets Editores.
- Wilensky, U. & Rand, W. (2007). Making Models Match: Replicating an Agent-Based Model, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 10 (42).
- Wolfram, S. (2002). *A new kind of science*. Champaign, IL: Wolfram Media Inc.
- Wooldridge, M. & Jennings, N. R. (1995). Intelligent agents: Theory and practice, *Knowledge Engineering Review* 10, 115-152.
- Wooldridge, M., Jennings, N. R. & Kinny, D. (2000). The Gaia methodology for agent-oriented analysis and design, *Journal of autonomous Agents and Multi Agent Systems*, 3 (3), 285-312.
- Wymore, A. W. (1967). *A mathematical theory of systems engineering- the elements*. New York, USA: Wiley Series on Systems Engineering and Analysis.
- Xi, X. & Leng Poh, K. (2013). Using system dynamics for sustainable water resources management in Singapore, *Procedia Computer Science*, 16, 157-166.

- Xiang, X., Kennedy, R., Madey, G. & Cabaniss, S. (2005). Verification and validation of agent-based scientific simulation models, in: *Proceedings of Agent-Directed Simulation Conference*.
- Xu, Z.X., Takeuchi, K., Ishidaira, H. & Zhang, X.W. (2002). Sustainability analysis for Yellow River water resources using the system dynamics approach, *Water Resources Management*, 16, 239–261.
- Xu, J., & Li, X. (2011). Using system dynamics for simulation and optimization of one coal industry system under fuzzy environment, *Expert System with Applications*, 38, 11552–11559.
- Yñiguez, A., McManus, J. & DeAngelis, D. (2008). Allowing macroalgae growth forms to emerge: Use of an agent-based model to understand the growth and spread of macroalgae in Florida coral reefs, with emphasis on *Halimeda tuna*, *Ecological Modeling*, 216, 60-74.
- Yu, M. (2008). Enhancing warehouse performance by efficient order picking. (*Ph.D. Thesis*, Erasmus Research Institute of Management, Rotterdam). Recuperada de <http://hdl.handle.net/1765/13691>
- Yuan, H. & Wang, J. (2014). A system dynamics model for determining the waste disposal charging fee in construction, *European Journal of Operational Research*, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2014.02.034>.
- Yun, W.Y. & Choi, Y. S. (1999). A simulation model for container-terminal operation analysis using an object oriented approach, *Int. J. Production Economics*, 59, 221-230.
- Zamarripa, M., Aguirre, A., Méndez, C. & Espuña, A. (2012). Improving supply chain in a competitive environment, *Computers and chemical Engineering*, 42, 178-188.
- Zarghami, M. & Akbariyeh, S. (2012). System dynamics modeling for complex urban water systems: Application to the city of Tabriz, Iran, *Resources, Conservation and Recycling*, 60, 99-106.
- Zeigler, B. P. (1976). *Theory of Modelling and Simulation*. New York, USA: Wiley.
- Zhang, X.H., Zhang, H.W., Chen, B., Chen, G.Q. & Zhao, X.H. (2008). Water resources planning based on complex system dynamics: a case study of Tianjin city, *Communication in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 12, 2328–2336.
- Zhang, B., Zhang, Y. & Bi, J. (2011). An adaptive agent-based modeling approach for analyzing the influence of transaction costs on emissions trading markets, *Environmental Modelling & Software*, 26, 482-491.
- Zhang, Z., Lu, W. X., Zhao, Y. & Song, W. B. (2014). Development tendency analysis and evaluation of the water ecological carrying capacity in the Siping area of Jilin Province in china based on system dynamics and analytic hierarchy process, *Ecological Modelling*, 275, 9-21.
- Zhao, W., Ren, H. & Rotter, V. S. (2011). A system dynamics model for evaluating the alternative of type in construction and demolition waste recycling center—The case of Chongqing, China, *Resources, Conservation and Recycling*, 55, 933–944.