

WEBOTS INTELIGENTES AUTÓNOMOS

Hernán Merlino, Hernán Amatriain, Federico Ribeiro, Gerónimo Tondato, Ramón García-Martínez

Laboratorio de Investigación y Desarrollo en Arquitecturas Complejas
Grupo Investigación en Sistemas de Información

Departamento de Desarrollo Productivo y Tecnológico. Universidad Nacional de Lanús
29 de Septiembre 3901 (1826) Remedios de Escalada, Lanús. Argentina. Tel +54 11 6322-9200 Ext. 194
hmerlino@gmail.com, rgm1960@yahoo.com

RESUMEN

Un sistema inteligente autónomo (SIA) se define como tal, si cumple con las siguientes condiciones: (i) transforma las percepciones de su entorno en situaciones (conjunto de datos esenciales del estado del entorno), (ii) elige sus propios sub-objetivos guiado por su objetivo de diseño, (iii) construye sus propios planes para alcanzar sus objetivos, basándose en su propia experiencia (percepciones almacenadas en memoria), (iv) ejecuta el plan construido y (v) aprende a partir de las interacciones con su entorno. Es decir, un SIA es aquel sistema que percibe su entorno, que planifica sus acciones, que ejecuta los planes y que aprende a partir de las experiencias previas. Por otra parte actualmente, se define un webot como un robot virtual (artefacto software) que “habita” la web y desarrolla en ella determinadas tareas para las cuales ha sido programado. Este proyecto busca fusionar los conceptos de SIA y webot sentando las bases conceptuales para definir un webot inteligente autónomo y explorar sus potenciales aplicaciones.

Palabras clave: Sistemas, Sistemas Inteligentes, Planificación Automática, Aplicaciones

CONTEXTO

El proyecto que se presenta se encuadra a nivel nacional en los lineamientos estratégicos que para la CADENA DE VALOR DEL SOFTWARE Y SERVICIOS INFORMÁTICOS establece el Plan Industrial 2020 del Ministerio Industria [MI, 2014], y en la Iniciativa de creación del Centro de Ciberdefensa del Ministerio de Defensa de la Argentina en el marco del Plan de Acción 2014 del Consejo de Defensa Suramericano (CDS), que “tiene como objetivo avanzar en los aspectos técnicos y académicos con el fin de delimitar la capacidad que cada uno de los países de la región tiene en términos de ciberdefensa, y analizar el desarrollo de herramientas que nos den el soporte necesario para enfrentar los desafíos de las amenazas sobre la plataforma virtual” [MD, 2014].

Se continúan investigaciones iniciadas en el Proyecto UNLa 33B112 "Sistemas Inteligentes en Arquitecturas de Motores para Videojuegos" (período 2013-2014).

INTRODUCCIÓN

En [García-Martínez, 1997] se plantea que uno de los puntos involucrados en el problema de la modelización de Sistemas Inteligentes [Fritz, 1984; 1992; Fritz et al; 1989], es lograr una base axiomática que describa formalmente los fenómenos que tienen lugar en este tipo de sistemas. Esta descripción formal apunta a proporcionar un instrumento para clasificar, medir y calcular en el campo de la inteligencia. Formalmente, no es relevante la clasificación en natural o artificial. El propósito de los trabajos citados es abstraer los rasgos comunes, si los hay, de todos los procesos inteligentes. Luego, clasificar como inteligentes a los sistemas capaces de dar lugar a procesos inteligentes.

Un rasgo comúnmente asociado con la inteligencia es la capacidad de adquirir nuevos conocimientos. Esto se manifiesta en los procesos de aprendizaje, que aceptan ser descritos en términos de asimilación e incorporación de información extraída del contexto. Una forma de adquirir conocimiento nuevo es el llamado "método del ensayo-error"; esta técnica permite descubrir leyes simples cuya verdad se deduce a partir de la experiencia. En la teoría presentada por los autores citados, esta adquisición de conocimiento está centrada alrededor de la asimilación de experiencias, siendo las leyes empíricas las unidades de experiencia.

Un sistema inteligente autónomo (SIA) se define [Fritz et al., 1989] como tal, si cumple con las siguientes condiciones: (i) transforma las percepciones de su entorno en situaciones (conjunto de datos esenciales del estado del entorno), (ii) elige sus propios sub-objetivos guiado por su objetivo de diseño, (iii) construye sus propios planes para alcanzar sus objetivos, basándose en su propia experiencia (percepciones almacenadas en memoria), (iv) ejecuta el plan construido y (v) aprende a partir de las interacciones con su entorno.

Es decir, un SIA es aquel que percibe su entorno, que planifica sus acciones, que ejecuta los planes y que aprende a partir de las experiencias previas.

El sistema parte de las percepciones del entorno y luego de conceptualizarlas, define la situación resultante. Esta contiene los rasgos esenciales del estado del entorno, y en función de los objetivos del sistema, tratarán de acceder a la nueva situación que más le convenga. Una vez hecho esto el sistema recurre al conjunto de experiencias acumuladas para delinear el plan de acción. Cada unidad de experiencia se compone como mínimo de la situación inicial, la acción ejecutada, la situación final y el hecho de que las consecuencias de la acción haya sido beneficiosa o no para lograr el objetivo. Este beneficio, o la falta del mismo, se traducen en utilidad resultante. La acción que se llevará a cabo dependerá de que el sistema encuentre o no, en las experiencias previas, alguna relación con la situación actual. En caso afirmativo y considerando que el resultado de esa acción pasada haya resultado beneficiosa, el sistema tenderá a repetir la acción previa. En caso que el resultado de la acción pasada haya sido perjudicial, el sistema buscará acciones alternativas.

Frente a situaciones conocidas, los Sistemas Inteligentes tienden a desarrollar una actuación que (por experiencia) consideran óptima (no necesariamente es la óptima). Esta tendencia se denomina hábito. Un mal hábito se da cuando el sistema persiste en un cierto actuar, aun cuando éste ya no corresponde a la situación. Por último, cuando el sistema se encuentre ante una situación nueva, este podrá actuar por azar, por intuición o basándose en experiencias previas.

Una de las características más importantes que se espera de un SIA es que aprenda lo máximo posible de lo que está percibiendo y de la forma más rápida. La importancia de este objetivo es más evidente cuando se trabaja con modelos en donde el sistema no cuenta con ninguna información a priori del entorno donde se encuentra. En estos casos, no sólo la cantidad de interacciones será un factor preponderante en la eficiencia de su comportamiento, sino también la calidad de los procesos de aprendizaje proporcionados por el diseñador de software. En definitiva, en la medida que las interacciones con su entorno sean altas y que el algoritmo de aprendizaje sea más sofisticado, se verá disminuido el tiempo en que el sistema alcance un comportamiento exitoso y eficiente, o en otras palabras, la convergencia del modelo mejorará.

El modelo LOPE (Learning by Observation in Planning Environments) [García-Martínez y Borrajo, 1997; 2000] es un sistema inteligente

autónomo [Fritz et al., 1989] con aprendizaje basado en formación y ponderación de teorías. Se incluye dentro de la categoría de los sistemas en los cuales el conocimiento sobre el dominio es incorporado por el sistema. La arquitectura del modelo integra el proceso de planificación, ejecución y aprendizaje en un ciclo cerrado. Puede ser descrito como un sistema de exploración que percibe el entorno y registra teorías locales a partir de la situación previa, la acción ejecutada y la situación resultante. Dichas teorías son utilizadas para la construcción de planes que le permitirán alcanzar sus propios objetivos. A partir del conjunto de todas las teorías locales almacenadas, el sistema elabora una representación del entorno que lo rodea y, basándose en él, ejecuta el siguiente ciclo de planificación/ejecución/aprendizaje. En estos casos, como el sistema sólo está percibiendo su entorno inmediato, la representación del entorno no deja de ser parcial. Aun así, es posible llevar adelante una extrapolación y utilizar el conjunto de teorías existentes como base para el próximo proceso de planificación y ejecución [Hayes-Roth, 1983]. Con el fin de acelerar la convergencia del modelo se incluyen criterios heurísticos para hacer una generalización de las observaciones (percepciones) obtenidas. También se utilizan estimadores de probabilidad que permiten gestionar las contradicciones que se generan en las descripciones de los operadores.

El objetivo del trabajo en LOPE es el estudio y construcción de sistemas capaces de, partiendo de conocimiento nulo: auto-proponerse metas; establecer planes para alcanzar dichas metas; ejecutar los planes; y aprender cómo afectan las acciones del robot al entorno (operadores) a partir de las desviaciones producidas al ejecutar las acciones de los planes [Berlanga et al., 1999].

De acuerdo a la reseña formulada por Ierache [2010] sobre las extensiones del SIA, una de las arquitecturas extendidas prevé que el sistema inteligente autónomo percibe el entorno, pero antes de realizar cualquier acción, se pregunta si es necesario intercambiar operadores con otro sistema inteligente autónomo [García-Martínez et al., 2006] presente en su entorno. Este proceso se lleva a cabo mediante un módulo de intercambio de operadores. Luego, se registra la situación percibida del entorno, y arma una teoría local con la situación previa y la acción ejecutada.

En [Ierache et al., 2008] se presenta una extensión al modelo LOPE en la que se incluye un ciclo de vida de aprendizaje de tres capas:

□ Operadores Integrados (BIO): capa de aprendizaje donde los operadores (teorías) son implantadas en el sistema por el programador.

□ Operadores basados en entrenamiento (TBO): capa de aprendizaje donde las teorías son diseñadas previamente por el programador y luego se le aplican técnicas de aprendizaje evolutivo.

□ Operadores de interacción global (WIO): capa de aprendizaje donde los operadores son aprendidos por la interacción con el medioambiente y con otros SIAs.

En el ciclo de vida de aprendizaje propuesto para el modelo LOPE-LLC, el SIA “nace” con los operadores implantados por el programador, los cuales representan el conocimiento básico y que permite el comportamiento reactivo inicial del sistema. La evolución de este conocimiento se lleva a cabo a través de los operadores aprendidos por entrenamiento. Dicho aprendizaje incluye las técnicas de refuerzo: se castigan los malos operadores y se recompensan. También se incluyen criterios heurísticos para crear algoritmos generalizados e incluirlos al conjunto de operadores existentes. Dado que la gran cantidad de operadores almacenados podrían disminuir el rendimiento de los módulos de planificación y aprendizaje, el sistema automáticamente deja de lado los operadores con cocientes P/K bajos.

Al igual que el modelo LOPE original, el sistema LOPE-LLC busca aprender, por sí mismo, aquellos operadores que permitan predecir los efectos de sus acciones en el medioambiente. Esto lo consigue observando las consecuencias de sus acciones. Resumiendo, este sistema es capaz de: (i) proponerse sus propios objetivos, (ii) ejecutar los planes, (iii) encontrar la conducta correcta e incorrecta, (iv) aprender a partir de los BIO, (v) refinar el conocimiento del sistema a partir de la creación de los TBO usando métodos de refuerzo y (vi) evolucionar a partir del intercambio de los WIO.

En la etapa de aprendizaje de los TBO, el sistema recibe las percepciones del entorno (situaciones), aplica las acciones y aprende a partir de la interacción con el ambiente de entrenamiento diseñado. En este caso, la situación inicial percibida por el sistema es representada a partir de sus BIO, pero luego selecciona una acción al azar, y la elige a partir del conjunto de sus TBO. Tanto los BIO como los TBO, también son utilizados más adelante durante la etapa de aprendizaje de los WIO. Sobre la base de las tres capas del modelo LLC propuesto, el sistema evoluciona alcanzando cada uno de los cuatro estados de madurez: (1) “nacido” (born), (2) “novato” (newbie), (3) “entrenado” (trained) y (4) “maduro” (mature).

Cada una de las capas incluye las siguientes etapas: (a) situación inicial del mundo (entorno y otros

SIAs), (b) acciones basadas en los operadores del sistema, de acuerdo a los planes, (c) situación final prevista, (d) estimación de los operadores del sistema (P, K, U), (e) intercambio de operadores con otros SIAs, (f) proceso de aprendizaje, (g) evolución del sistema hacia el próximo estado. Cuando el SIA “nace” (estado inicial), el programador le provee de operadores que le permitan iniciar su funcionamiento. El proceso dentro de la primera capa evoluciona a medida que se van compartiendo los BIO con otros SIAs y que se llevan adelante tareas de aprendizaje. Llega un punto en que el sistema alcanza el nivel “novato”. En esta nueva capa aprende a partir del entrenamiento y comparte los BIO y los TBO, lo que le permite alcanzar el nivel “entrenado”. Finalmente, se inicia el camino de la última capa, en donde el sistema es capaz de compartir sus BIO, TBO y WIO, hasta que alcanza el estado “maduro”.

Los webots nacieron como simuladores de robots móviles en el marco de ambientes virtuales que permitían el diseño y la creación de prototipos rápidos y simulación de robots móviles. Los primeros desarrollos se inician con los trabajos de Olivier Michel [1998] en el Instituto Federal Suizo de Tecnología (EPFL) en Lausana. Hoy día la definición de webot se ha generalizado al punto de concebirlo como un robot virtual (artefacto software) que “habita” la web y desarrolla en ella determinadas tareas para las cuales ha sido programado. Ejemplos de esto son los buscadores temáticos de Internet [Mansourian y Ford, 2007] o los agentes web utilizados en ciberdefensa [Golling y Stelte, 2011].

PREGUNTAS PROBLEMA, HIPÓTESIS Y OBJETIVOS GENERALES Y ESPECÍFICOS

Preguntas Problema:

¿Se puede cubrir la vacancia de una teoría de webots inteligentes autónomos por construcción de extensiones de la teoría de sistemas inteligentes autónomos?

Hipótesis:

Hipótesis I:

La teoría de sistemas inteligentes autónomos es una teoría que tiene un desarrollo consolidado y sostenido de más de veinticinco años que fue pensada para ser el núcleo software de robots autónomos que interactúan con entornos que son representaciones de porciones del mundo real. Sin embargo, esta teoría no fue desarrollada pensando en que los sistemas inteligentes autónomos interactuaran con porciones de mundos que

responden a otros paradigmas, como podrían ser los asociados a la web.

Hipótesis II:

Los dispositivos de aprendizaje automático de los sistemas inteligentes autónomos les proporcionan la capacidad de adaptarse a entornos cambiantes. Esta capacidad de adaptación los vuelve una plataforma sobre la cual desarrollar conceptualmente aplicaciones webot que tengan conductas adaptativas, siendo este abordaje alternativo a los webots basados en conductas reactivas. Sin embargo, no se ha validado la presunción intuitiva que los webots adaptativos, producen mejores resultados que los webots reactivos.

Objetivo General:

El objetivo de este proyecto es sistematizar el conocimiento existente sobre sistemas inteligentes autónomos y extender la teoría que les da sustento conceptual a una teoría de webots inteligentes autónomos.

Objetivos Específicos:

Objetivo específico vinculado a la Hipótesis I:

1.- Desarrollar la teoría de webots inteligentes autónomos (teoría WIA).

Objetivo específico vinculado a la Hipótesis II:

2.- Determinar, para una misma tarea, si los webots con conducta adaptativa tiene mejor rendimiento que los webots con conducta reactiva.

METODOLOGÍA DE TRABAJO

Para construir el conocimiento asociado al presente proyecto de investigación, se seguirá un enfoque de investigación clásico [Riveros y Rosas, 1985; Creswell, 2002] con énfasis en la producción de tecnologías [Sábato y Mackenzie, 1982]; identificando métodos, materiales y abordaje metodológico necesarios para desarrollar el proyecto:

Métodos:

Revisiones Sistemáticas:

Las revisiones sistemáticas [Argimón, 2004] de artículos científicos siguen un método explícito para resumir la información sobre determinado tema o problema. Se diferencia de las revisiones narrativas en que provienen de una pregunta estructurada y de un protocolo previamente realizado.

Prototipado Evolutivo Experimental (Método de la Ingeniería):

El prototipado evolutivo experimental [Basili, 1993] consiste en desarrollar una solución inicial para un determinado problema, generando su refinamiento

de manera evolutiva por prueba de aplicación de dicha solución a casos de estudio (problemáticas) de complejidad creciente. El proceso de refinamiento concluye al estabilizarse el prototipo en evolución.

Materiales:

Para el desarrollo de los formalismos y procesos propuestos se utilizarán:

- Formalismos de modelado conceptual usuales en la Ingeniería de Software [Rumbaugh et al., 1999; Jacobson et al., 2013] y en la Ingeniería del Conocimiento [García-Martínez y Britos, 2004].
- Modelos de Proceso usuales en Ingeniería de Software [IEEE, 1997; ANSI/IEEE, 2007; Oktaba et al., 2007].

Abordaje Metodológico:

Para el desarrollo de este proyecto se han previsto utilizar las siguientes metodologías de investigación y desarrollo:

Para el Objetivo OE1 se propone: (i) realizar una investigación documental que profundice las referencias disponibles sobre sistemas inteligentes autónomos; (ii) sistematizar la información disponible en una teoría unificada de sistemas inteligentes autónomos; (iii) identificar los componentes conceptuales de la teoría que deben extenderse para ser una teoría de webot inteligentes autónomos e identificar casos de estudio y casos de validación; (iv) desarrollar mediante la metodología de prototipado evolutivo los componentes conceptuales de la teoría que deben ser extendidos; y (v) realizar pruebas de concepto en los casos de estudio y casos de validación identificados que corroboren la teoría de WIA desarrollada.

Para el Objetivo OE2 se propone: (i) identificar casos de estudio de webots reactivos; (ii) desarrollar la versión adaptativa de cada webot identificado; y (iii) realizar experimentos que permitan determinar si los webots adaptativos exhiben mejor comportamiento que los webots reactivos.

RESULTADOS OBTENIDOS/ESPERADOS

El proyecto prevé formular aportaciones conceptuales en el área de agentes inteligentes autónomos centrados en la web. Contar con herramientas de este tipo permite explorar aplicaciones web en metabuscadores y en dispositivos adaptativos de ciberdefensa.

FORMACIÓN DE RECURSOS HUMANOS

El grupo de trabajo se encuentra formado por un investigador formado, y dos investigadores en formación. En su marco se desarrollan una Tesis de

Doctorado en Ciencias Informáticas y una Tesis de Maestría en Tecnología Informática.

FINANCIAMIENTO

Las investigaciones que se proponen en esta comunicación cuentan con financiamiento como Proyecto de Investigación 33B145 de la Secretaría de Ciencia y Técnica de la Universidad Nacional de Lanús (Argentina).

REFERENCIAS

- ANSI/IEEE, 2007. Draft IEEE Standard for software and system test documentation. ANSI/IEEE Std P829-2007.
- Argimón, J. 2004. Métodos de Investigación Clínica y Epidemiológica. Elsevier España. 84-8174-709-2.
- Basili 1993. The Experimental Paradigm in Software Engineering. En *Experimental Software Engineering Issues: Critical Assessment and Future Directions* (Ed. Rombach, H., Basili, V., Selby, R.). Lecture Notes in Computer Science, Vol. 706. ISBN 978-3-540-57092-9.
- Berlanga, A., Borrajo, D., Fernández, F., García-Martínez R., Molina, J. & Sanchis, A. (1999). "Robótica Cognoscitiva y Aprendizaje Automático". Conferencia de la Asociación Española para la Inteligencia Artificial. VIII. 1-8. Murcia. España.
- Bock, P. (1985). "The Emergence of Artificial Intelligence: Learning to learn". A.I. Magazine Fall, pp 180-190. EEUU.
- Carbonell, J., Gil, Y. (1990). "Learning by experimentation: The operator refinement method". En Michalski, R. S. and Kodratoff, Y., editors, *Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach*, Volume III, pp 191-213. Morgan Kaufmann, Palo Alto, CA.
- Carbonell, J., Knoblock, C. A. y Minton S. (1990). "PRODIGY: An Integrated Architecture for Planning and Learning". En *Architectures for Intelligence* editado por Kurt VanLehn. Erlbaum.
- Carbonell, J., Michalski, R. y Mitchell T. (1983). "An Overview of Machine Learning". En *Machine Learning: The Artificial Intelligence Approach* Volumen I editado por Michalski, R., Carbonell, J., y Mitchell T. Morgan Kaufmann.
- Christiansen, A. (1992). "Automatic Acquisition of Task Theories for Robotic Manipulation". Tesis Doctoral, School of Computer Science, CMU.
- Creswell, J. 2002. *Educational Research: Planning, Conducting, and Evaluating Quantitative and Qualitative Research*. Prentice Hall. ISBN 10: 01-3613-550-1.
- Etzioni, O. (1990). "A Structural Theory of Explanation-Based Learning". Tesis Doctoral, School of Computer Science, Carnegie Mellon University.
- Fritz, W. (1984). "The Intelligent System." SIGART Newsletter, 90: 34-38. ISSN 0163-5719.
- Fritz, W. (1992). "World view and learning systems". *Robotics and Autonomous Systems* 10(1): 1-7. ISSN 0921-8890.
- Fritz, W., García Martínez, R., Rama, A., Blanqué, J., Adobatti, R. y Sarno, M. (1989). "The Autonomous Intelligent System". *Robotics and Autonomous Systems*, 5(2):109-125. ISSN 0921-8890.
- García Martínez, R. y Britos, P. 2004. *Ingeniería de Sistemas Expertos*. Editorial Nueva Librería. ISBN 987-1104-15-4.
- García-Martínez, R. (1997). "Un Modelo de Aprendizaje por Observación en Planificación". Tesis Doctoral, Facultad de Informática, UPM
- García-Martínez, R. y Borrajo, D. (1997). "Planning, Learning and Executing in Autonomous Systems". Lecture Notes in Artificial Intelligence 1348: 208-210. ISBN 978-3-540-63912-1.
- García-Martínez, R. y Borrajo, D. (2000). "An Integrated Approach of Learning, Planning and Executing". *Journal of Intelligent and Robotic Systems* 29(1): 47-78. ISSN 0921-0296.
- García-Martínez, R., Borrajo, D., Britos, P. y Maceri, P. (2006). "Learning by Knowledge Sharing in Autonomous Intelligent Systems". Lecture Notes in Artificial Intelligence, 4140: 128-137. ISBN 978-3-540-45462-5.
- García-Martínez, R., Servente, M. y Pasquini, D. (2003). "Sistemas Inteligentes" (pp. 149-280). Buenos Aires: Editorial Nueva Librería. ISBN 987-1104-05-7.
- Golling, M., & Stelte, B. 2011. Requirements for a future EWS-Cyber Defence in the internet of the future. Proceedings IEEE 3rd International Conference on Cyber Conflict (ICCC), 2011 I Pág. 1-16.
- Hayes-Roth, F. (1983). "Using Proofs and Refutations to Learn from Experience". En *Machine Learning: The Artificial Intelligence Approach* Volumen I editado por Carbonell J., Michalski R. y Mitchell T. Morgan Kaufmann.
- IEEE, 1997. IEEE Standard for Developing Software Life Cycle Processes. IEEE Std 1074-1997 (Revision of IEEE Std 1074-1995; Replaces IEEE Std 1074.1-1995)
- Ierache, J. (2010). "Modelo de ciclo de vida para el aprendizaje basado en compartición de conocimientos en sistemas autónomos de robots". Tesis Doctoral en Ciencias Informáticas, Facultad de Informática, Universidad Nacional de La Plata.
- Ierache, J., García-Martínez, R. y De Giusti, A. (2008). "Learning Life-Cycle in Autonomous Intelligent Systems". *Artificial Intelligence in Theory and Practice II*, ed. M. Bramer, (Boston: Springer), pp 451- 455, ISSN 1571-5736.
- Jacobson, I., Ng, P., McMahon, P., Spence, I., Lidman, S. 2013. *The Essence of Software Engineering: Applying the SEMAT Kernel*. Addison Wesley. ISBN 9780321885951.
- Joseph, R. (1989). "Graphical Knowledge Acquisition". Proceedings 4th Knowledge Acquisition for Knowledge-Based Systems Workshop. Banff. Canada.
- Knoblock, C. A. (1994). "Automatically generating abstractions for planning". *Artificial Intelligence*, 68.
- Kodratoff, Y. (1988). "Introduction to Machine Learning". Morgan Kaufmann.
- López, D., Merlino, H., Ierache, J. y García Martínez, R. 2008. "A Method for Pondering Plans in Autonomous Intelligent Systems". *Anales V Workshop de Inteligencia Artificial Aplicada a la Robótica Móvil*, pp 98-104. ISBN 978-987-604-100-3.
- Mansourian, Y., Ford, N. 2007. Web searchers' attributions of success and failure: an empirical study. *Journal of Documentation*, 63(5), 659-679.
- MD, 2014. Argentina tendrá su propio centro de Ciberdefensa. Noticias del Ministerio de Defensa. Republica Argentina. <http://www.mindef.gov.ar/noticias/2014noticia119.html>. Vigente a 28/08/2014.
- MI, 2014. Capítulo XII: Cadena de valor del software y servicios informáticos. Plan Estratégico Industrial 2020. Ministerio de Industria. Presidencia de la Nación. Republica Argentina. <http://www.industria.gov.ar/software-2/>. Pagina vigente al 14/08/2014
- Michalski, R. y Kodratoff, Y. (1990). "Research in Machine Learning: Recent Progress, Classification of Methods and Future Directions". En *Machine Learning: The Artificial Intelligence Approach* Volumen III editado por Kodratoff, Y. y Michalski, R. Morgan Kaufmann.
- Michalski, R. (1986). "Understanding the Nature of Learning: Issues and Research Directions". En *Machine Learning: The Artificial Intelligence Approach* Volumen II editado por Michalski, R., Carbonell, J., y Mitchell T. Morgan Kaufmann.
- Michel, O. 1998. *Webots: Symbiosis between virtual and real mobile robots*. En *Virtual Worlds* Pág. 254-263. Springer Berlin Heidelberg.
- MINCYT, 2014. Argentina Innovadora 2020. Plan Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación. Lineamientos Estratégicos 2012-2015. Ministerio Nacional de Ciencia y Tecnología. Presidencia de la Nación. Republica Argentina. <http://www.mincyt.gov.ar/adjuntos/archivos/000/022/0000022576.pdf>. Pagina vigente al 14/08/2014.
- Minsky, M. (1954). "Theory of Neural-Analog Reinforcement Systems and Its Application to the Brain-Model Problem". Tesis Doctoral, Universidad de Princeton.
- Minsky, M. (1963). "Steps Toward Artificial Intelligence". En *Computers and Thought*. Editado por Feigenbaum, E. y Feldman, J. McGraw-Hill.
- Minsky, N. y Selfridge, O. (1961). "Learning In Random Nets". *Information Theory: Fourth London Symposium*. Butterworths.
- Minton, S. (1989). "Learning Effective Search Control Knowledge: An Explanation-Based Approach". Tesis Doctoral, Computer Science Department, CMU
- Minton, S. (1990). "Quantitative Results Concerning the Utility of Explanation-Based Learning". *Artificial Intelligence*. Volumen 42, pp 363-392.
- Mondada, F., Franzi, E. y Guignard A. (1999). "The Development of Khepera". First International Khepera Workshop, Paderborn, HNI-Verlagsschriftenreihe, Heinz Nixdorf Institut 64.
- Moravec, H. (1988). "Mind Children, The future of robot and human intelligence". Harvard University Press.
- Morin, E. (1980). *Ciencia con Conciencia*. Anthopos.
- Oktaba, H., Garcia, F., Piattini, M., Ruiz, F., Pino, F., Alquicira, C. 2007. *Software Process Improvement: The Competisoft Project*. IEEE Computer, 40(10): 21-28. ISSN 0018-9162.
- Riveros, H. y Rosas, L. 1985. *El Método Científico Aplicado a las Ciencias Experimentales*. Editorial Trillas, México. ISBN 96-8243-893-4.
- Rivest, R. y Schapire, R. (1987). "Diversity-based Inference of Finite Automata". Proceedings of Foundation of Computer Science. IEEE Press.
- Rumbaugh, J., Jacobson, I., Booch, G. 1999. *The Unified Modeling Language, Reference Manual*. Addison Wesley, ISBN-10: 02-0130-998-X.
- Russell, S., Norvig, P. (2004). "Inteligencia Artificial. Un enfoque moderno", pp 37-144. Madrid: Pearson Educación. ISBN 84-205-4003-X.
- Sábato, J. y Mackenzie, M. 1982. *La Producción de Tecnología*. Editorial Nueva Imagen. México. ISBN 968-429-348-8.
- Salzberg, S. (1985). "Heuristics for Inductive Learning". Proceedings of Ninth International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp 603-609. EE.UU.
- Shen, W y Simon, H. (1989). "Rule Creation and Rule Learning Through Environmental Exploration". Proceedings of Eleventh International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp 675-680. Morgan Kauffman.
- Shen, W. (1989). "Learning from the Environment Based on Actions and Percepts". Tesis Doctoral, Universidad Carnegie Mellon.
- Steinhilber, R., García-Martínez, R. y Kuna, D. (2009). "Mutación de Teorías en Sistemas Inteligentes Autónomos Basada en Algoritmos Genéticos". Proceedings VII Campeonato de Fútbol de Robots y Workshop de Sistemas Autónomos de Robots, pp 24-33. ISBN 978-950-9474-45-1.
- Sutton, R. y Barto, A. (1998). "Reinforcement Learning: An Introduction". Cambridge, MA: MIT Press.
- Veloso, M. y Carbonell, J. (1990). "Integrating analogy into a general problem-solving architecture". En *Intelligent Systems*. Ellis Horwood Limited, West Sussex, England.
- Veloso, M. y Carbonell, J. (1991). "Automating Case Generation, Storage and Retrieval in PRODIGY". Proceedings of the First International Workshop on Multistrategy Learning, pp 363-377. Harpers-Ferry. George Mason University.
- Veloso, M., Carbonell, J., Pérez, A., Borrajo, D., Fink, E. y Blythe, J. (1995). "Integrating Planning and Learning: The Prodigy Architecture". *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*. Vol. 7. No.1.
- Wang, X. (1994). "Learning Planning Operators by Observation and Practice". Proceedings of the Second International Conference on Artificial Intelligence Planning Systems, pp 335-340.
- Wang, X. (1995). "Learning by Observation and Practice: An Incremental Approach for Planning Operator Acquisition". Proceedings of the 12th International Conference on Machine Learning.
- Wooldridge, M. (2011). "An Introduction to Multiagent Systems", pp 21 - 47. Chichester, West Sussex, U.K.: Wiley. ISBN 978-0-470-51946-2.