

# Investigación en Progreso: Método de Evaluación Dinámica de Planes en Sistemas Inteligentes Autónomos

Ezequiel González<sup>1,2</sup>

1. Programa de Maestría en Ingeniería de Sistemas de Información.

Escuela de Posgrado, Facultad Regional de Buenos Aires. Universidad Tecnológica Nacional. Argentina.

2. Laboratorio de Investigación y Desarrollo en Sistemas de Inteligencia Artificial.

Grupo de Investigación en Sistemas de Información. Universidad Nacional de Lanús. Argentina.

ezequielgonzalez81@gmail.com

**Resumen** — El modelo LOPE es un sistema inteligente autónomo con aprendizaje basado en formación y ponderación de teorías. En los últimos años, se han elaborado varias modificaciones al modelo que han mejorado el rendimiento de su aprendizaje y de su planificación. Sin embargo, hay ciertos aspectos que aún no han sido abordados y cuyo diseño e implementación se cree incrementaría la convergencia de aprendizaje del modelo. Ellos son: (a) el proceso de aprendizaje sólo se produce en la fase de observación, perdiendo la oportunidad de aprender a partir de la evaluación del resultado de los planes ejecutados, (b) el índice utilizado para medir la calidad de los planes antes de ser ejecutados es un parámetro fijo, dejando abierta la posibilidad de que se ejecute una alta cantidad de planes condenados al fracaso. Este proyecto se propone desarrollar modificaciones o extensiones al modelo con el fin de mejorar estos aspectos e incrementar la curva de aprendizaje del sistema.

**Palabras Clave** — sistemas inteligentes autónomos, aprendizaje no supervisado, planificación, evaluación de la planificación, formación de teorías, ponderación de teorías.

## I. JUSTIFICACIÓN DE LA PROPUESTA

El modelo LOPE [8] [9] es un sistema inteligente autónomo (SIA) con aprendizaje basado en formación y ponderación de teorías. Puede ser descrito como un robot de exploración que percibe el entorno a través del sistema sensor 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. En los últimos años, se han elaborado varias modificaciones al modelo con el fin de mejorar el rendimiento de su aprendizaje y de su planificación. En [10] se incorporó una arquitectura multiagente que permite el intercambio de teorías; en [15] se utilizó un sistema multiagente pero en este caso se definieron distintos perfiles de agentes, cada uno de los cuales con un determinado método de adquisición y transmisión de conocimiento; en [17] se propuso un mecanismo de ponderación de planes distinto; por último, en [24] se tomó como marco de trabajo el algoritmo de ponderación elaborado por López pero se propuso la aplicación de algoritmos genéticos para mejorar el rendimiento.

A pesar de que en cada una de las soluciones propuestas, el rendimiento del sistema mejoró, hay ciertos aspectos del modelo que aún no han sido abordados y cuyo diseño e

implementación es el objetivo de este proyecto de investigación. En primer lugar, es importante destacar que tanto en el modelo LOPE original como en las variantes mencionadas, el proceso de aprendizaje sólo se produce dentro de la fase de observación. En esta etapa, de acuerdo al resultado de lo percibido por el sistema sensor, el sistema refuerza teorías o pondera y crea teorías mutantes. Ahora bien, en el caso que exista un plan en ejecución y que uno de sus pasos no haya logrado la situación esperada, el sistema sólo se limita a abortar el plan y a devolver el control al planificador; perdiendo la oportunidad de incrementar su aprendizaje a partir del resultado de los planes. Por lo tanto, dado que un plan consiste en una concatenación de teorías, generar un mecanismo que refuerce o castigue las teorías involucradas en ellos, de acuerdo a su éxito o fracaso, mejoraría sin dudas el proceso de aprendizaje del modelo.

En segundo lugar, se observa una oportunidad de mejora en el proceso de evaluación de calidad de los planes a ejecutar, ya que el parámetro que mide la confiabilidad de los planes es un valor estático a lo largo de todo el ciclo de vida del agente. Es decir, a la hora de decidir si un plan será llevado a cabo o no, el sistema evalúa si su probabilidad de éxito es mayor o igual al umbral de confiabilidad. En caso afirmativo, el sistema inicia la ejecución del plan, de lo contrario, intenta armar un nuevo plan. Sin embargo, cabe preguntarse, ¿qué sucedería si como diseñadores del sistema observáramos que una gran cantidad de planes han fracasado? En ese caso, ¿no sería conveniente que el umbral de confiabilidad se incremente para evitar que se ejecuten planes condenados al fracaso? El autor entiende que sí, y debido a ello, propone la creación de un mecanismo que permita configurar un índice de confiabilidad dinámico.

## II. ESTADO ACTUAL DEL CONOCIMIENTO SOBRE EL TEMA

Con base en la reseña formulada en la tesis doctoral del Dr. Jorge Ierache [14], se presenta una breve descripción de los sistemas inteligentes autónomos (sección II.A), de los SIA con aprendizaje basado en formación y ponderación de teorías (sección II.B) y de los SIA con aprendizaje basado en intercambio de teorías (sección II.C). Completando la reseña del autor precitado, se incluye el mecanismo de ponderación basado en la productoria de estimadores de probabilidad de éxito de acciones (sección II.D) y el método de aplicación de algoritmos genéticos al modelo en cuestión (sección II.E).

### A. Sistema Inteligente Autónomo

Uno de los puntos involucrados en el problema de la modelización de Sistemas Inteligentes [5] [6] [7] 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 del trabajo 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.

Los Sistemas Inteligentes tienen objetivos, que consisten en acceder a una situación que les conviene. Están capacitados además para elegir sus acciones según tales objetivos y son capaces de aprender qué acción es útil efectuar en cada situación en relación a los mismos. La situación es el conjunto de los rasgos esenciales del estado de las cosas, en relación a los objetivos del sistema. Se elabora sobre la base de todas las entradas sensoriales del momento y sobre su conceptualización. Sobre la base de esta modelización se elige cada acción. Para lograr sus objetivos, los Sistemas Inteligentes actúan, y para poder elegir acciones adecuadas deben contar con una memoria en la cual archivan sus experiencias.

Una unidad de experiencia se compone (por lo menos) de la situación vivida, la acción realizada, la situación resultante y el hecho de que las consecuencias de la acción hayan sido beneficiosas o no para lograr el objetivo. Este beneficio, o la falta del mismo, se traduce en utilidad resultante. La decisión sobre la acción que conviene realizar se toma en función de las experiencias acumuladas, si es que están en relación con las circunstancias actuales (pueden ser tanto experiencias directas del sistema como también experiencias conocidas a través de lo que se verificó en otros). Si en lo archivado como experiencia tal relación existe y la acción elegida en aquél entonces resultó beneficiosa, habrá una tendencia de elegir nuevamente esa misma acción u optar por alternativas distintas si la acción resultó perjudicial.

Cuando se trata de una situación nueva, esto es, no existe experiencia previa de la misma, se efectúan acciones razonadas guiándose por los resultados obtenidos en actuaciones anteriores, o si no, por intuición, instinto o incluso al azar. 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.

### B. Sistema Inteligente Autónomo con aprendizaje basado en formación y ponderación de teorías

El sistema puede ser descrito como un robot de exploración que percibe el entorno a través del sistema sensor, registra la situación, y arma una teoría local con la situación previa y la acción ejecutada [8] [9]. Si la teoría local es igual a alguna teoría registrada, ésta se refuerza. Si es similar, se registra la teoría local, se pondera y se crean teorías mutantes. Si existe un plan en ejecución, se verifica que la situación obtenida sea la esperada; si no ocurre esto, se aborta el plan y el control es devuelto al planificador. Si no existe un plan en ejecución, el planificador genera uno, lo envía al ponderador y mediante un criterio heurístico (optimizar las acciones a ejecutar por el sistema, sobre la base del umbral adoptado para la ponderación del plan), se determina si el plan es aceptable. En caso afirmativo, se pasa el control al controlador de planes en ejecución, cuya función es determinar la siguiente acción a ser ejecutada y establecer si las situaciones obtenidas son las situaciones esperadas. Si el plan no es confiable, se genera un nuevo plan. La arquitectura del sistema puede ser descrita mediante el esquema que se presenta en la Figura 1.

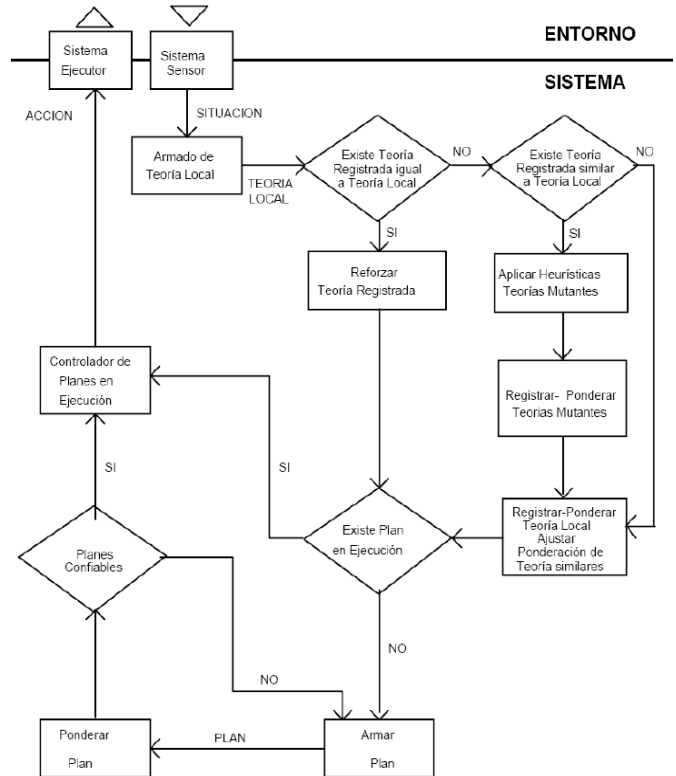


Fig. 1. Esquema del Sistema Inteligente Autónomo con aprendizaje basado en formación y ponderación de teorías

### C. Sistema Inteligente Autónomo con aprendizaje basado en Intercambio de teorías

Esta arquitectura de sistema inteligente autónomo también percibe el entorno a través del sistema sensor, pero antes de realizar cualquier acción, se pregunta si es necesario intercambiar operadores con otro sistema inteligente autónomo [10]. 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 la figura 2 se presenta la arquitectura del sistema, donde se observa su interacción con el entorno y el funcionamiento general de los módulos de

aprendizaje, planificación, ponderación, control e intercambio de operadores.

Si la teoría local es igual a alguna teoría registrada, ésta se refuerza, si no existe una teoría igual pero existen similares, éstas se ponderan y se generan teorías mutantes las cuales son registradas y ponderadas de la misma forma. Por último (luego del proceso de generar teoría mutantes o si no existen teorías similares) se incorpora la teoría local y se pasa el control al subsistema controlador.

Si existe un plan en ejecución, se verifica que la situación obtenida sea la esperada; si no ocurre esto, se aborta el plan y el control es devuelto al planificador. Si no existe un plan en ejecución, el planificador genera uno, lo envía al ponderador y mediante un criterio heurístico, se determina si el plan es aceptable. En caso afirmativo, el controlador de planes en ejecución determina la siguiente acción a ser ejecutada, la cual es pasada a la plataforma para que ésta la aplique en el entorno.

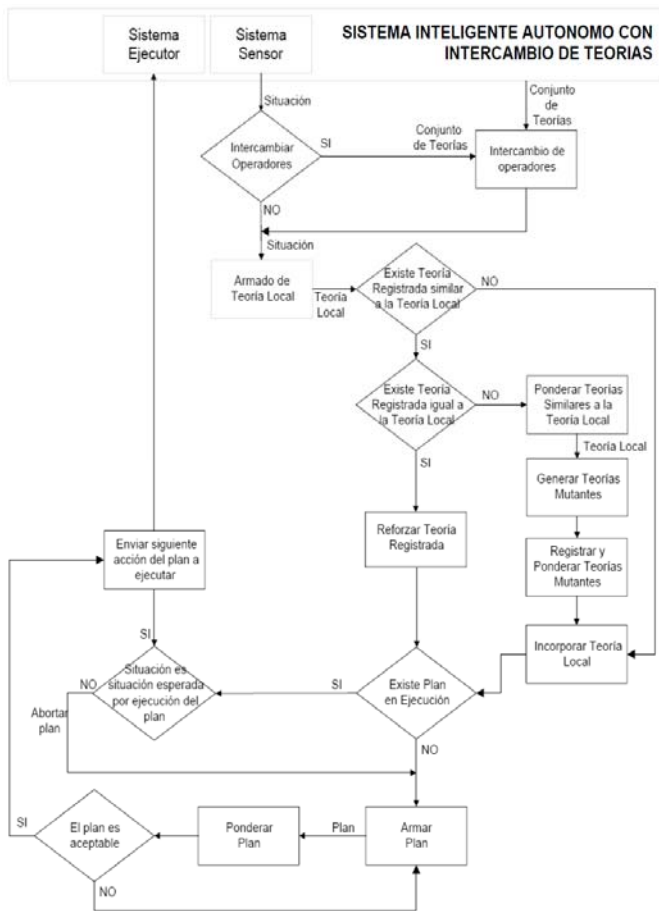


Fig. 2. SIA con aprendizaje basado en formación, ponderación e intercambio de teorías

#### D. Método de Ponderación basado en la productoria de estimadores de probabilidad de éxito de acciones en SIA

En [17] se propone un nuevo algoritmo de ponderación de planes con el objetivo de mejorar el rendimiento del sistema (porcentaje de planes exitosos). Para estimar la probabilidad de éxito de los planes, el método clásico de ponderación se basa en la teoría de autómatas estocásticos, ya que el conocimiento que posee el sistema en un momento dado (el conjunto de teorías), puede ser visto como un modelo de cómo reaccionará el entorno frente a las acciones que ejecuta el sistema. O sea, si se consideran todos los estados en que puede encontrarse el autómata cuando recibe una entrada, puede definirse una

matriz de transición que contenga la probabilidad de éxito del plan.

La primera modificación que lleva adelante López es dar una nueva representación para la definición de un Plan. Mientras que en el modelo LOPE original, un plan (P) tiene la estructura definida en la Ecuación 1:

$$P_{ij} = A_1 \circ A_2 \circ \dots \circ A_r \quad (1)$$

donde  $A_1$ ,  $A_2$  y  $A_r$  identifican a cada una de las acciones necesarias para alcanzar la situación esperada; con la nueva propuesta, el Plan se define de acuerdo a la Ecuación 2:

$$P^*_{ij} = (s_{i1}, a_1, s_{f1}, P_1, K_1) \circ (s_{i2}, a_2, s_{f2}, P_2, K_2) \circ \dots \circ (s_{ir}, a_r, s_{fr}, P_r, K_r) \quad (2)$$

donde  $s_i$  y  $s_f$  representan a la situación inicial y final respectivamente,  $a$  identifica a la acción ejecutada,  $K$  es la cantidad de veces que una teoría fue utilizada y  $P$  el número de veces que esa teoría fue utilizada con éxito.

La diferencia entre ambas definiciones radica en que, si bien ambas representan un mismo plan, la segunda contiene mayor información, ya que expresa el plan como una composición de las  $r$  teorías en que se basó su construcción, haciendo explícitas las respectivas situaciones iniciales y finales esperadas a cada paso de la ejecución del plan.

En segundo lugar, mientras que el modelo clásico se basa en la matriz de transición para calcular la probabilidad de éxito de un determinado plan, en el método propuesto, la probabilidad estimada de que el plan  $P^*_{ij}$  aplicado a la situación  $s_i$  resulte en la situación  $s_j$ , se obtiene calculando el producto de números escalares definido en la Ecuación 3:

$$P_{\text{exito}} = P_1/K_1 \cdot P_2/K_2 \dots P_r/K_r \quad (3)$$

Es decir, en este último caso, la probabilidad de éxito del plan es igual a la productoria de las probabilidades de éxito de cada una de las acciones por separado.

#### E. Algoritmos genéticos aplicados a los Sistemas Inteligentes Autónomos

Un Algoritmo Genético (AG) es una técnica de búsqueda basada en la teoría de la evolución de Darwin, en el cual los individuos más aptos de una determinada población son los que sobreviven, ya que pueden adaptarse más fácilmente a los cambios que se producen en su entorno. Algunas de sus características son: (i) requieren muy poca información específica del problema, (ii) resuelven en forma rápida y eficiente problemas con espacio de búsqueda muy grandes, (iii) alta dimensionalidad de la función de aptitud y iv) funciones de aptitud no lineales [11].

En [24] el AG es implementado en el SIA del siguiente modo. Una vez que este percibe una nueva situación, se procede al armado de la teoría local. Si existe al menos una teoría similar y no hay teorías iguales a la nueva teoría local, se ponderan las teorías similares, se generan las teorías mutantes, se registran y ponderan las teorías mutantes y se incorpora la teoría local. Luego, si se sucedió una cantidad mínima de ciclos sin aplicar AG y se iguala o supera una cantidad específica de teorías, se aplica el AG al conjunto de teorías del SIA.

El AG acelera los tiempos de aprendizaje del SIA, ya que al combinarlo con otras estrategias, provoca un aumento en la cantidad de teorías que el sistema adquiere. También se observa un gran aumento de teorías cuando se combina mutación, intercambio, ponderación y AG, en comparación con los resultados obtenidos sin AG.

### III. OBJETIVO DEL PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

El objetivo de este proyecto de investigación es explorar soluciones alternativas o extensiones al modelo LOPE [8] [9], de forma tal de resolver las debilidades previamente descritas y que aún no han sido abordadas por los autores citados.

De acuerdo a lo descrito en la sección I, el modelo presenta dos oportunidades de mejora para optimizar el proceso de aprendizaje del sistema.

La primera de ellas está vinculada a la falta de aplicación de un método que refuerce los planes exitosos y/o castigue a los planes que han fracasado, evitando de este modo que se incrementen las instancias de aprendizaje del sistema. Este trabajo buscará desarrollar un algoritmo por el cual, los resultados de los planes ejecutados sean aprovechados para mejorar la convergencia del modelo.

La segunda oportunidad de mejora se refiere a la característica estática del umbral de confiabilidad, siendo ésta propiedad una posible limitación para el perfeccionamiento del proceso de evaluación de planes. En línea con esto, se explorará la posibilidad de desarrollar un algoritmo alternativo que permita la configuración de un índice de confiabilidad dinámico.

### IV. METODOLOGÍA DE DESARROLLO

Para construir el conocimiento del presente proyecto de trabajo, se seguirá un enfoque de investigación clásico [21] [4] con énfasis en la producción de tecnologías [23]; identificando métodos y materiales necesarios para desarrollar el proyecto.

#### A. Métodos

A continuación se definen los métodos que se llevarán a cabo en el presente proyecto de investigación. Ellos son:

- Revisiones sistemáticas: Las revisiones sistemáticas [2] 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 elaborado.
- Prototipado evolutivo experimental (método de la Ingeniería): El prototipado evolutivo experimental [3] 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.

#### B. Materiales

A continuación se detallan los materiales que se utilizarán para el desarrollo del proyecto de investigación:

- Formalismos de modelado conceptual usuales en la Ingeniería de Software [22] y enfoques recientes [12].
- Modelos de Proceso usuales en Ingeniería de Software [13] [1] [19].
- Ambientes de simulación de plataformas robóticas móviles [16].
- Entorno de Programación JAVA.
- Paquetes estadísticos usuales para el análisis de los resultados experimentales [20].

### C. Metodología

Para alcanzar los Objetivos trazados se propone: (i) realizar una investigación documental exploratoria sobre algoritmos asociados a los procesos de planificación en sistemas inteligentes autónomos, (ii) identificar casos de estudio y casos de validación, (iii) desarrollar mediante la metodología de prototipado evolutivo un algoritmo por el cual, los resultados de los planes ejecutados sean aprovechados para el proceso de aprendizaje, (iv) desarrollar mediante la metodología de prototipado evolutivo un algoritmo que permita la configuración de un índice de confiabilidad dinámico, (v) realizar pruebas de concepto en los casos de estudio y casos de validación identificados, que validen los algoritmos propuestos y (vi) realizar una simulación para analizar el funcionamiento de la arquitectura del sistema inteligente autónomo sin los algoritmos propuestos (a), con el algoritmo que introduce la retroalimentación a partir de los resultados de los planes ejecutados (b), con el algoritmo que genere un índice de confiabilidad dinámico (c) y con ambos algoritmos juntos (d).

### V. CONDICIONES INSTITUCIONALES PARA EL DESARROLLO DEL PROYECTO DE INVESTIGACIÓN

Este proyecto articula líneas de investigación en el área de Sistemas Inteligentes Autónomos del Laboratorio de Investigación y Desarrollo en Sistemas de Inteligencia Artificial (LIDSIA UNLa), con radicación en el Departamento de Desarrollo Productivo y Tecnológico de la Universidad Nacional de Lanús. Las líneas de investigación del área cuentan con financiamiento de la Secretaría de Ciencia y Técnica de la misma Universidad.

### VI. BIBLIOGRAFÍA

- [1] ANSI/IEEE (2007). "Draft IEEE Standard for software and system test documentation". ANSI/IEEE Std P829-2007.
- [2] Argimón, J. (2004). "Métodos de Investigación Clínica y Epidemiológica". Elsevier España, S.A. ISBN 9788481747096.
- [3] Basili, V. (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.
- [4] Creswell, J. (2002). "Educational Research: Planning, Conducting, and Evaluating Quantitative and Qualitative Research". Prentice Hall. ISBN 10: 01-3613-550-1.
- [5] Fritz, W. (1984). "The Intelligent System." SIGART Newsletter, 90: 34-38. ISSN 0163-5719.
- [6] Fritz, W. (1992). "World view and learning systems". *Robotics and Autonomous Systems* 10(1): 1-7. ISSN 0921-8890.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.

- [11] García-Martínez, R., Servente, M. y Pasquini, D. (2003). "Sistemas Inteligentes" (pp. 149-280). Buenos Aires: Editorial Nueva Librería. ISBN N° 987-1104-05-7.
- [12] Hossian, A. (2012). "Modelo de Proceso de Conceptualización de Requisitos" (Tesis Doctoral en Ciencias informáticas). Facultad de Informática. Universidad Nacional de La Plata.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] Khepera III (2010). "Robot Khepera-III", publicado en: <http://www.k-team.com/mobile-robotics-products/khepera-iii>. Página vigente al 05/11/2013.
- [17] 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 Movil. Pág. 98-104. ISBN 978-987-604-100-3.
- [18] Mondada, F., Franzi, E. y Guignard A. (1999). "The Development of Khepera". First International Khepera Workshop, Paderborn, HNI-Verlagsschriftenreihe, Heinz Nixdorf Institut 64.
- [19] Oktaba, H., Garcia, F., Piattini, M., Ruiz, F., Pino, F. y Alquicira, C. (2007). "Software Process Improvement: The Competisoft Project". IEEE Computer, 40(10): 21-28. ISSN 0018-9162.
- [20] OriginLab (1999). "Origin 6.0", publicado en: <http://www.originlab.com/index.aspx?go=PRODUCTS/Origin>. Página vigente al 05/11/2013.
- [21] Riveros, H. y Rosas, L. (1985). "El Método Científico Aplicado a las Ciencias Experimentales". México: Editorial Trillas. ISBN 96-8243-893-4.
- [22] Rumbaugh, J., Jacobson, I. y Booch, G. (1999). "The Unified Modeling Language, Reference Manual". Addison Wesley, ISBN-10: 02-0130-998-X.
- [23] Sabato J, Mackenzie M. (1982). "La Producción de Tecnología: Autónoma o Transnacional". Instituto Latinoamericano de Estudios Transnacionales - Technology & Engineering. ISBN 9789684293489.
- [24] 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. Pág. 24-33. ISBN 978-950-9474-45-1.



**Ezequiel González.** Es Licenciado en Economía por la Universidad Torcuato Di Tella. Es Candidato del Programa de Magister en Ingeniería de Sistemas de Información de la Escuela de Postgrado de la Facultad Regional Buenos Aires de la Universidad Tecnológica Nacional. Es Investigador Tesista del Laboratorio de Investigación y Desarrollo en Sistemas de Inteligencia Artificial del Grupo de Investigación en Sistemas de Información de la Universidad Nacional de Lanús. Es Consultor Independiente en Procesos y Sistemas de Información. Sus áreas de interés son Aprendizaje y Planificación en Sistemas Inteligentes Autónomos y sus aplicaciones al ámbito empresarial.