

Un modelo de arquitectura para el aprendizaje y compartición de conocimiento entre sistemas inteligentes autónomos distribuidos

Ierache, J.^{1,2}, Naiouf, M.³, García Martínez, R.^{4,2}, De Giusti, A.³

¹ Facultad de Informática Ciencias de la Comunicación y Técnicas Especiales. UM

² Laboratorio de Sistemas Inteligentes. Facultad de Ingeniería. UBA

³ Instituto de Investigaciones en Informática LIDI. Facultad de Informática. UNLP

⁴ Centro de Ingeniería de Software e Ingeniería del Conocimiento. Escuela de Postgrado. UNLP
jierache@unimoron.edu.ar, {degiusti,mnaiouf}@lidi.info.unlp.edu.ar, rgm@itba.edu.ar

Resumen

Se presenta un modelo de arquitecturas para sistemas inteligentes autónomos distribuidos con compartición de conocimiento. Este se enfoca en plantear un modelo para que sistemas autónomos inteligentes interoperen en entornos distribuidos enfocando su utilización en problemas de escenarios de interacción de naturaleza virtual, híbrida y real. Se complementa la arquitectura con un modelo preliminar de aprendizaje y mecanismo de valoración de las teorías conformadas por situaciones, acciones y efectos predecidos acompañados de la valoración de la utilidad de las teorías en relación a la similitud de los mundos de aplicación

Palabras clave: Interoperabilidad, Compartición de Conocimiento, Sistemas Autónomos, Robótica Arquitectura de Sistemas Distribuidos.

Abstract

It is presented a model of architectures for distributed independent intelligent systems with sharing of knowledge. This one is focused on raising a model so that intelligent independent systems interoperate in distributed surroundings focusing their use in problems of scenes of interaction of virtual, hybrid and real nature. The architecture is provided with a preliminary model of learning and a mechanism of valuation of the theories conformed by situations, actions and predicted effects accompanied by the valuation of the utility of the theories in relation to the similarity of application worlds.

Keywords: Interoperability, Sharing of Knowledge, Autonomous Systems, Robotics, Distributed Systems Architectures.

1. Introducción

Un rasgo comúnmente asociado con la inteligencia es la capacidad de adquirir nuevos conocimientos [7]; [11]. Esto se manifiesta en los procesos de aprendizaje, que aceptan ser descriptos en términos de asimilación e incorporación de información extraída del contexto. De esta forma, un sistema inteligente autónomo puede definirse [7]; [8]; [9], como aquél capaz de descubrir y registrar si una acción efectuada sobre una situación dada fue beneficiosa para lograr su objetivo. Para aprender en un mundo real, un sistema necesita formular una teoría acerca de los efectos de las acciones sobre su entorno. Necesita construir planes, monitorizar la ejecución de esos planes para detectar expectativas violadas y diagnosticar y rectificar errores que los datos inconsistentes revelen [12]. El aprendizaje es necesario porque en un nuevo entorno, el sistema no puede saber “a priori” las

consecuencias de sus acciones ni las relaciones existentes entre las acciones y las percepciones [19]; [10]; [17]. Diversos autores han tratado ampliamente el aprendizaje automático [20]; [26]; [25]; [24]; [38]. En particular, ha recibido mucha atención la forma en la cual los sistemas inteligentes autónomos pueden construir automáticamente operadores (teorías) que modelizan su entorno [7].

Recientemente se aborda el problema de compartir el conocimiento [13], entre distintos agentes (sistemas inteligentes autónomos), los agentes actúan en un entorno distribuido, se proponen el empleo de Agentes Basados en Sistemas Distribuidos, [23], esto facilita el aprendizaje de los agentes. Compartir el entendimiento común de la estructura de información entre personas y agentes de software requiere desarrollar ontologías [28]; [14]. Una ontología contiene definiciones, conceptos básicos y relaciones entre estos que pueden ser interpretados por un sistema. El desarrollo de ontologías permite compartir el entendimiento

común de las estructuras de información entre personas o agentes de software, la reutilización de conocimientos del dominio, explicitar suposiciones del dominio, separar el conocimiento del dominio del conocimiento operacional, analizar el conocimiento de un dominio. Constituyen entornos de edición de ontologías herramientas tales como: Protege [29], Ontolingua [21], Chimaera [4], entre otras. En términos prácticos desarrollar una ontología incluye: definir las clases, organizar las clases en una jerarquía taxonómica (superclase / sub-clase), definir slots y describir valores permitidos para esos slots. Se pueden distinguir tres tipos fundamentales de ontologías: de un dominio, genéricas, representacionales o también denominadas meta-ontologías. [39]; [40], introducen un framework de OL (Ontologies Learning), que facilita la clasificación y comparación de OL y proponen un pequeño Kernel primario para construcción automatizada de ontologías, este Kernel contiene los conceptos, relaciones y operadores para construir ontologías independientes del dominio. En otro orden MITRE [33] presenta la integración semántica de sistemas de Comando y Control (C2), para alcanzar la interoperabilidad semántica se propone una aproximación de C2 a través de M2M (Machine to Machine) en ambientes dinámicos.

2. Arquitecturas para el aprendizaje y planificación

Se establece a continuación las características de las arquitecturas de los sistemas: GINKO, PRODIGY, SOAR, LIVE, DYNA, Christians, Hayes-Roth y por último el sistema inteligente autónomo.

- El sistema GINKO [1] es una arquitectura integrada para aprendizaje y planificación en robótica. Consiste en cuatro componentes principales. Consta de un conjunto de sensores que son actualizados continuamente. Posee una memoria que es dividida conceptualmente en dos partes: un modelo del mundo y las lecturas de los sensores que le dan importancia y soporte a ese modelo. Tiene un componente de inducción que forma un modelo del mundo consistente con los datos. Y finalmente, posee un elemento de ejecución que consiste de un planificador y monitores de planes en ejecución. El elemento de ejecución es responsable de llevar a cabo tareas en el ambiente y es completamente dependiente de los sensores y del modelo del mundo.
- PRODIGY [3], una “arquitectura integrada para planificación y Aprendizaje”. Posee los siguientes componentes de aprendizaje: (1) una interfase de usuario que puede participar en un diálogo parecido a un aprendiz [18], permitiendo al usuario evaluar y guiar la resolución de problemas y el aprendizaje del sistema en la resolución del problema. (2) El programa estático que produce reglas de control sin utilizar ningún ejemplo de entrenamiento [6]. (3) Un motor de analogía derivacional [44], que para resolver nuevos problemas usa problemas similares resueltos anteriormente. El solucionador de problemas guarda las justificaciones para cada decisión durante su proceso de búsqueda. Estas justificaciones son usadas luego para guiar la reconstrucción de la solución de subsecuentes situaciones de resolución de problemas donde las justificaciones similares se mantienen verdaderas. 4) Un módulo de aprendizaje por experimentación para refinar conocimiento del dominio que es incompleto o está especificado incorrectamente [2].
- La arquitectura SOAR [22] puede ser descripta en niveles: el nivel de conocimiento [30]; [35]; el nivel del espacio del problema [31], y el nivel de símbolos. En el nivel del espacio del problema, SOAR está descripto en términos de la diversidad de los espacios del problema que usa en una tarea, y dentro de un espacio de problema, los estados y operadores que usa para resolver los problemas dentro de ese espacio. El aprendizaje es autónomo y no está bajo el control directo del conocimiento del dominio. El encapsulamiento, como un mecanismo de aprendizaje, no puede mejorarse agregándole conocimiento. Sin embargo, el encapsulamiento incorporará nuevo conocimiento para resoluciones de problemas futuros. En particular la calidad de los futuros comportamientos de aprendizaje se puede mejorar adquiriendo conocimiento que altera lo que ocurre en subobjetivos, y así alterar lo que se aprende.
- La arquitectura de LIVE [37] puede separarse en cuatro componentes principales: Planificador/Ejecutor, Explorador/Creador, Corrector/Nuevos Términos y Experimentador. Todos estos componentes usan la base de conocimiento interna que contiene las reglas de predicción actuales para alcanzar objetivos producidos por el Goal G (generador de objetivos).
- La arquitectura DYNA [42] intenta integrar: - Aprendizaje por prueba y error de una política reactiva óptima, un mapeo desde las situaciones hacia las acciones; - Aprendizaje del conocimiento de dominio en la forma de un modelo de acción, una caja negra que toma como entrada una situación y una acción y como salida una predicción de la situación inmediata siguiente; - Planificación: encontrando la política

reactiva óptima dado el conocimiento de dominio (el modelo de acción);- Ejecución reactiva: la planificación no interviene entre percibir una situación y responder a ella. Además, la arquitectura DYNA está especialmente diseñada para el caso en que un agente no tiene un conocimiento completo y preciso de los efectos de sus acciones en el mundo y en el que esos efectos pueden ser no determinísticos.

- El trabajo de Christiansen [5], enfoca el aprendizaje automático de los efectos de las acciones de un sistema autónomo en un ambiente físico. Los sensores y efectores del sistema le proveen un conjunto de valores que describen los efectos de las acciones. Las imperfecciones en el sistema sensor-efector del sistema y las características de las acciones físicas se combinan para generar resultados observados con ruidos y no deterministas. El aprendizaje exitoso de los efectos de las acciones requiere algoritmos de aprendizaje tolerantes al ruido. La habilidad de obtener objetivos de forma exitosa requiere que el sistema sea capaz de razonar a partir de su incertidumbre y predecir el efecto de las acciones.
- Para aprender en un mundo real, dinámico y observable en el cual las condiciones varían continuamente, un sistema necesita formular una teoría sobre los efectos de las acciones sobre su entorno; necesita construir planes, monitorizar la ejecución de esos planes para detectar expectativas violadas y diagnosticar y rectificar errores que los datos inconsistentes revelen. Hayes-Roth [15] llamó teorías al conocimiento que encapsula los efectos de las acciones. Un plan generado por el sistema a partir de un conjunto de teorías, queda justificado si, al aplicarse al estado inicial, alcanza el estado objetivo. El fallo del plan implica un error en las teorías asociadas. Entre las causas de fallo de un plan están: Un plan es injustificable de acuerdo a las teorías y supuestos del sistema; Un plan justificado previo no predijo cambios en las teorías asociadas; La justificación de un plan está equivocada. El fallo de un plan implica la refutación de las teorías asociadas.
- Uno de los puntos involucrados en el problema de la modelización de Sistemas Inteligentes [7] es lograr una base axiomática que describa formalmente los fenómenos que tienen lugar en este tipo de sistemas. 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.

3. Modelo preliminar de arquitectura

propuesto para sistemas autónomos

El modelo preliminar que se describe a continuación considera Agentes Autónomos (AA) distribuidos en un Mundo (M) pudiendo ser éstos (mundos y agentes) reales (r), virtuales (v), o híbridos (h). [16]. Sobre el mundo de actuación (r,h,v), los agentes (r,h,v) realizan las sensorizaciones y las acciones para alcanzar sus metas u objetivos, compartiendo sus teorías a través de sus capacidades de interoperar entre si. La arquitectura propuesta del Agente Autónomo (AA) que actúa en un mundo (M), dispone de:

- Un Sistema de Sensorización (SS) considerando Sensores Reales (SR) y Sensores Virtuales (SV)
- Un Sistema de Actuación (SA), considerando Actuadores Reales (AR) y Actuadores Virtuales (AV)
- Un Sistema de Comunicación (SC) que facilita la interacción entre agentes y el entorno de operación.
- Un Sistema de Control Inteligente (SI) constituido por:
 - Mecanismo de aprendizaje (MA), aplicado por el agente para perfeccionar su accionar.
 - Formalizador de Teorías de funcionamiento del entorno (T), que se conforman por: Teorías del Creador (TC), Teorías del Agente {Teorías de Entrenamiento básico (TEb), Teorías de Entrenamiento avanzado (Tea), Teorías de Actuación (TA)}, Teorías de otros Agentes del mismo Mundo o de diferentes Mundos, para reforzar el aprendizaje del agente.
 - Planificador del Agente (PA), para el ordenamiento de las acciones que ejecutara el agente en pos de alcanzar su meta
- Un Sistema de interoperabilidad del Agente (IA), para compartir sus teorías con las de otros agentes, sobre la base de una ontología de compartición común de conocimiento

3.1. El Aprendizaje del Agente Autónomo.

Se desarrolla en el contexto de las **Teorías de Funcionamiento del Entorno**, el Agente Autónomo (AA) con su sistema de sensorización (SS) del Mundo (M) permite que el sistema de control inteligente aplique las teorías que se materializarán a través del sistema de actuación (SA); el agente aprende a través las Unidades de Experiencias (U) que el mismo obtuvo y las que obtiene en función de su interoperabilidad (IA) con otros agentes

autónomos con los que comparte su conocimiento (CC), explicitado sobre la base de una ontología de compartición de conocimiento. En García Martínez [García Martínez, 1991a] se propone un modelo de teoría (Ti) que es una extensión del descrito por Anderson y Kline [Anderson y Kline, 1979] y es representado por la quintupla (CTi, ATi, ETi, P, K, U), donde Ti, Teoría compuesta por:

- CTi Condiciones supuestas (situación inicial)
- ATi Acción
- ETi Efectos Predecidos (situación final)
- P Cantidad de veces que la teoría Ti fue utilizada con éxito (se obtuvieron los efectos predecidos)
- K Cantidad de veces que la teoría Ti se utilizó.
- U Nivel de utilidad alcanzado al aplicar la acción A a la situación inicial

3.2. Planificador del Agente (PA).

Los agentes ponen en marcha sus Intenciones (I) para alcanzar sus Metas (M) u Objetivos (O), las intenciones (I) forman parte del plan que le permitirá al agente obtener su meta u objetivo, estas intenciones se manifiestan como las acciones planeadas por el agente para alcanzar su meta, en el contexto de sus Creencias (C) en el mundo (M). El conjunto de Teorías (T) que el agente conoce se conforma de una Situación inicial (Si), una Acción (A) y una Situación final (Sf).

3.3. Mundo (M) o Hábitat de los Agentes.

Se conforma de (AA) Agentes Autónomos reales (r), virtuales (v), híbridos (h) en cooperación o competencia, (OCr) Objetos Constructores Reales (obstáculos físicos, paredes de un laberinto, etc), (OCv) Objetos Constructores Virtuales (ríos, montañas, restricciones meteorológicas como ser niebla, nevada, etc) y (OTr) Objetos Target Reales o (OTv) Virtuales (por ejemplo el balón o bola de color en una competencia de fútbol de robots, un cubo que se debe acomodar, etc).

3.4. Intercomunicación entre agentes y objetos (Iao Agente (IA)).

Se propone inicialmente considerar la interoperabilidad del agente en relación a dos

aspectos, el primero en función del protocolo de aplicación, transporte e interfaces considerado en el marco del sistemas de comunicación (SC) y el segundo más importante en este punto es su capacidad para interoperar semánticamente (Is) con otros agentes autónomos (AA).

3.5. La Interoperabilidad Semántica (Is):

En la arquitectura propuesta se caracteriza por: Is {OG1..n, OP1..n} donde OG representa a las Ontologías de uso General o Global que el agente a incorporado y OP representa a las Ontologías Particulares o específicas que el agente incorpora y especializa en el contexto de su actuación. Las ontologías facilitan la interoperabilidad entre agentes (reales, virtuales), como así también entre estos y los objetos: target virtuales, constructores virtuales que conforman el mundo de actuación a través de su sensorización virtual. Estas capacidades facilitan a nivel del mundo de pertenencia del agente y a nivel de otros mundos, el desarrollo de escenarios que enriquecen la evolución del aprendizaje de los agentes. La intercomunicación (Iao) entre agentes autónomos (AA) y objetos de un Mundo (M), se representa como: Iao{AA(r,v,h), M(r,v,h)}. La arquitectura modelo para el Agente Autónomo (AA) en estudio (ver figura 1), integra en primer lugar la Sensorización Real (SR) y Virtual (SV) del mundo M, con capacidad de actualizar las creencias (C) del agente sobre el mundo o hábitat de actuación, facilitadas por el Sistema de Comunicaciones (SC) que permite la interacción entre agentes y objetos (Iao) que conforman el mundo M.

3.6. La arquitectura integra la actuación:

Real (AR), la actuación virtual (AV) y la actuación híbrida (AH) en el Mundo (M), determinada por el Sistema de Control Inteligente (SI), el que a partir de las unidades de experiencia (U) del agentes o las unidades de experiencia de otros agentes (Uoa), formula al sistema de actuación (SA) las acciones que éste debe realizar para alcanzar su Meta. Las unidades de experiencia se comparten a través de la Interoperabilidad del Agente (IA), ésta facilita la compartición de conocimientos de agentes del propio mundo (M) o de otros mundos (MM). Se presenta a continuación en la figura N° 1 el diagrama conceptual del modelo de arquitectura en estudio descrito.

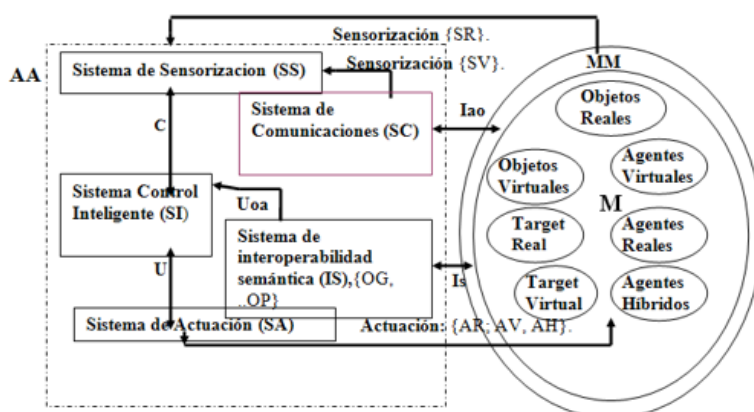


Figura 1. Modelo Conceptual del la Arquitectura en Estudio.

4. Compartición de conocimiento y estructuras de conocimiento asociadas

Se plantea la actuación de agentes autónomos en un mundo compuesto por mundos reales, virtuales e híbridos, como contexto de conformación de teorías de actuación de los agentes. La teorías de actuación del agente consideran su entrenamiento inicial que se desarrolla en el mundo virtual (Mv), para luego pasar a un entrenamiento avanzado que se desarrolla en un mundo híbrido (Mh) que facilita el entrenamiento específico del agente, que luego actuará en el mundo real (Mr) y obtendrá experiencias reales, en este contexto se detallarán a continuación las sensorizaciones del agentes o entradas, las acciones del agente o salidas y la estructura preliminar de conocimiento propuesta.

4.1. Sensorizaciones

Las entradas se encuentran representadas por las situaciones que se desarrollan en el mundo de actuación del agente autónomo. El hábitat de actuación de los agentes autónomos se conforma por un:

- Mundo Real (Mr): constituido por el ambiente del entorno de trabajo real del agente autónomo,
- Mundo Virtual (Mv): constituido por el ambiente simulado para el entrenamiento inicial del agente autónomo,
- Mundo Híbrido (Mh): constituido por el ambiente compuesto por componentes reales y virtuales, para el entrenamiento avanzado del agente autónomo.

4.2. Estructura de Conocimiento.

Representa las teorías del agente autónomo i (Tai) que se basan en las sensorizaciones, acciones del agente autónomo y predicciones, se representan por:

- Creencia inicial (C_i), Conjunto de Sensorizaciones que el agente i tiene del entorno

correspondiente a su ambiente de operación en el Mundo $M(r, v, h)$, en el instante t

- Actuaciones (Csa) realizadas por el agente i en el entorno de operación del Mundo M(r, v, h), en el instante t+1
- Efectos Predecidos (Ep) para el instante siguiente de actuación del agente i, luego de su actuación en el entorno de operación del Mundo M (r, v, h).
- $Tai = Creencia\ inicial\ (Ci) - Conjunto\ Sensorizacion\ ,\ Acciones\ (Csa),\ Efectos\ Predecidos\ (Ep)$, en su Mundo M (r,v,h)

Para la evaluación de las teorías (Et) del agente autónomo basadas en las **Creencia (Ci)- Conjunto Sensorización, Acciones (Csa), Efectos Predicidos (Ep)**, sobre su Mundo M (r, v, h), se propone considerar la **similitud de los mundos de actuación**.

La **evaluación de la similitud del o los mundos (Sm)** sobre los que el o los agentes i comparten el conocimiento, se determina como el valor resultante de la equiparación de los mundos de actuación, representado por el conjunto difuso determinado como: Mundos muy poco o nada similares; Mundos poco similares; Mundos medianamente similares; Mundos similares; Mundos muy similares o idénticos. En la comparación entre teorías resulta que éstas pueden ser iguales, similares, distintas. Se considera que las teorías son:

- Iguales cuando la teoría del agente Tai **Creencia (Ci), Conjunto Sensorizacion, Acciones (Csa), Efectos Predecidos (Ep) son idénticos**
- Similares cuando la teoría del agente Tai se equipara con **Creencia inicial (Ci) Conjunto Sensorizacion y Acciones (Csa)**
- Distintas cuando **la teoría del agente Tai** no se equipara.

La valorización final de la teoría se realizará en base al valor absoluto de la teoría ponderada en función del grado de similitud del o los mundos de actuación del o los respectivos agentes. De la

Valorización de la Teoría Agente i en función de la similitud de los mundos de actuación surge los siguientes conjuntos de situaciones de teorías: $\{Taij:(iguales), Smij\}$, $\{Taij:(similares), Smij\}$, $\{Taij:(distintas), Smij\}$. La valorización de la teoría del agente i se basa en que su aplicación exitosa, incrementará el valor absoluto de utilidad (U), para un agente i que formula la teoría (Ti) actuando en un Mundo (r, v, h) en comparación a otro agente j que formulo la misma teoría que el agente i actuando en un mundo (r, v, h) u otra actuación anterior del agente i aplicando la misma teoría obteniendo los efectos predecidos. Las **Teorías se presentan como: Creencia (Ci)- Conjunto Sensorizacion, Acciones (Csa), Efectos Predecidos (Ep), Similitud de los Mundos (Sm).**

5. Algoritmo aprendizaje del agente y de compartición de conocimiento

Se proponen cuatro fases potenciales para el ciclo de vida del aprendizaje del agente, de acuerdo al siguiente detalle:

- **Fase Nacimiento del Agente** esta incorpora las teorías del creador sobre la base de una ontología de sensorizacion/actuación general, para su actuación en el Mundo (r, v, h)
- **Fase Entrenamiento Inicial del Agente** ésta se realiza en el Mundo (v) basado en mecanismos de simulación de agentes virtuales, target, entorno de actuación, y la compartición de conocimiento con otros agentes
- **Fase Entrenamiento Avanzado del Agente** ésta se realiza en el marco de un Mundo híbrido (h) conformado por el mundo real y virtual (simulaciones) de actuación de agentes virtuales,

target, entorno de actuación, etc; se refuerza la actuación del agente en el marco de sus teorías, con el entrenamiento avanzado propio del agente o el resultado de las teorías compartidas con otros agentes

- **Fase Experiencia de Actuación del Agente**, se valoriza el conocimiento de las teorías propias y compartidas de otros agentes, que aplica el agente en su actuación en el mundo real (r).

Se muestra en la Figura N° 2 “Diagrama conceptual del ciclo de aprendizaje”, las fases correspondientes al ciclo de aprendizaje propuesto y su interacción de sus teorías de aprendizaje con los mundos $M(v, h, r)$, como así también su teoría del creador y la compartición de sus teorías formadas por la experiencia de actuación del agente.

El ciclo de vida propuesto para el aprendizaje del agente considera el conjunto de teorías del creador (TC), teorías de entrenamiento básico (TEb), teorías de entrenamiento avanzado (TEa), teorías de actuación (TA), en correspondencia con los mundos de actuación, éstas incorporan:

- Las teorías del creador TC {**Creencia (C_i) Conjunto Sensorizacion, Acciones (Csa), Efectos Predecidos (Ep)**}
- Las teorías del entrenamiento TEb {**Creencia (C_i) Conjunto Sensorizacion, Acciones (Csa), Efectos Predecidos (Ep)**} en el $M(v)$
- Las teorías del entrenamiento TEa {**Creencia (C_i) Conjunto Sensorizacion, Acciones (Csa), Efectos Predecidos (Ep)**} en el $M(h)$

Las teorías de la actuación TA {**Creencia (C_i) Conjunto Sensorizacion, Acciones (Csa), Efectos Predecidos (Ep)**} en el $M(r)$.

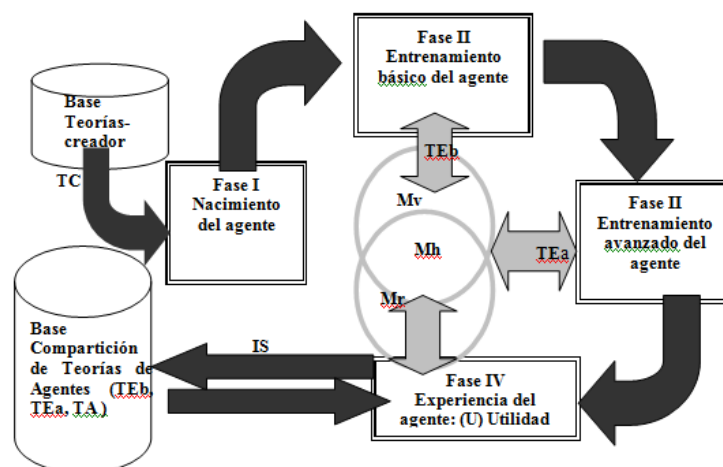


Figura 2. Diagrama conceptual del ciclo de aprendizaje propuesto.

5.1 Valorización de las Teorías - Compartición de conocimiento.

Se propone inicialmente, para la valorización de las teorías T (TEb, TEa, TA) para la compartición de conocimiento entre agentes el siguiente mecanismo: **Teoría (T) : {Creencia (C)- Conjunto Sensorización, Acciones (A), Efectos Predecidos (Ep), Vt, Et, Sm, Ut }**. Donde Teoría (T) se conforma de:

- C: Creencia que sostiene la Teoría T
- A: Acciones que aplica la Teoría T
- Ep: Efectos predecidos que se obtienen de aplicar la Teoría T
- Vt: Valorización exitosa de la Teoría T, cantidad de veces que se aplicó con éxito la teoría T
- Et: Empleo de la Teoría T, cantidad de veces que se aplicó T
- Sm: Similitud de mundos de actuación de la Teoría T, valor representativo de la similitud de mundos en que se aplicó la teoría T
- Ut: Utilidad de la Teoría T

El valor de Similitud de mundos (Sm) refuerza los antecedentes de actuación de la teoría, para teorías exitosas con actuación en mundos diferentes (en el marco de valores planteados para Sm), surge que ésta tendrá mayor utilidad en función de la diversidad de mundos de actuación, el valor de Sm adopta valores entre 0,1 y 1, para actuación exitosa de teorías idénticas en mundos muy poco o nada similares hasta mundos muy similares o idénticos. La Utilidad de la Teoría T (Ut), se determina considerando los valores de Vt, Et, Sm, donde la relación Vt/Et se ve influenciada por el valor de Sm, se expresa como: $Ut = (Vt/Et) \cdot 1/Sm$.

Para la valorización conjunta de teorías de los agentes i {**Creencia (Ci)- Conjunto Sensorización, Acciones (Csa), Efectos Predecidos (Ep)**} se propone preliminarmente:

IF Teoría (Ci, Csa, Ep) del Agente i en su actuación en el Mundo $M(r) = \text{Teoría (Ci, Csa, Ep)}$ del Agente i en su entrenamiento en el Mundo $M(r,h,v)$

ENTONCES “consideramos teorías iguales, asumimos que implica éxito, consideramos la cantidad de veces que se aplicó la teoría Tai (Ci, Csa, Ep)”

Reforzar:

- Valorización de la teoría $Vt = Vt$ agente i +1
- Empleo de la teoría: Et agente i = Et agente i + 1
- Determinar valor de similitud (Sm) de los mundos de actuación de la teoría resultantes en la equiparación de los mundos M
- La valoración de las teorías se presenta como {**Creencia (Ci)- Conjunto**

Sensorización, Acciones (Csa), Efectos Predecidos (Ep), Vt, Et, Sm }, Incrementar el Et en el resto de las teorías similares (iguales (Ci, Csa) en función de la similitud de sus mundos (Sm)

- Determinar Utilidad de la Teoría $(Ut) = (Vt/Et) \cdot 1/Sm$

Ordenar teoría del agente i: (Ci, Csa, Ep), **Vt, Et** en función de su valoración de utilidad Ut, de mayor a menor {**Creencia (Ci) Conjunto Sensorización, Acciones (Csa), Efectos Predecidos (Ep), Vt, Et**}

DE OTRA MANERA si existe teoría registrada similar “consideramos teorías similares (Ci, Csa) a la teoría del agente i”:

Incorporar Teoría similar (Ts) con

- Valorización de la teoría $Vt = Vt$ agente i +1
- Empleo de la teoría: Et agente i = Et agente i + 1
- Para cada Ti similar incrementar su Vt en 1
- Determinar valor de similitud (Sm) de los mundos de actuación de la teoría resultantes en la equiparación de los mundos M
- Determinar Utilidad de la Teoría $(Ut) = (Vt/Et) \cdot 1/Sm$

IF no Existen teorías ni iguales (Ci, Csa, Ep) ni similares (Ci, Csa). Entonces Incorporar Teoría diferente (Td) con: $Vt = 1$ y $Et = 1$

5.2 Casos de validación previstos

Como metodología de validación de la arquitectura propuesta, en primer lugar se llevarán adelante experimentaciones a través de simulaciones considerando como potenciales dominios: (1) Medicina en el campo de triaje de pacientes, en guardias hospitalarias. (2) Sistemas de vigilancia y reconocimiento autónomos para la vigilancia de fronteras, áreas de desastre, preservación de recursos naturales, (3) Fútbol de robots, este último se presenta como el más viable para la realización de experimentaciones reales, considerando la interacción propuesta en la arquitectura en relación a los mundos de actuación e interoperabilidad del agente, para compartir conocimientos con otros agentes.

6. Conclusiones y futuras líneas de investigación

Se presentó una arquitectura para resolver problemas abiertos tales como los *modelos y mecanismos para compartir conocimiento* entre agentes autónomos que pertenecen tanto al mismo mundo como a mundos diferentes en un entorno distribuido. Comparando el modelo propuesto, en

función de las distintas arquitecturas revisadas, éstas en primer lugar *no incluyen la compartición de conocimiento con otros agentes*, en segundo lugar *no abordan el ciclo de aprendizaje del agente*. Las futuras líneas trabajarán en las ontologías para la equiparación de teorías aplicadas a determinar su igualdad, su grado de similitud y utilidad, considerando el contexto de los mundos en los que evolucionaron. En otro orden se avanzará con la experimentación del modelo y el mejoramiento de los mecanismos de compartición de conocimientos.

7. Referencias

- [1] Barbehenn y Hutchinson, 1991. *An Integrated Architecture for Learning and Planning* 1991
- [2] Carbonell, J. & Gil, Y. *Learning by experimentation: The operator refinement method*. En Machine Learning, An Artificial Intelligence Approach, Volume III, págs. 191-213. Morgan Kaufman 90
- [3] Carbonell, J., Etzioni, O., Gil, Y., Joseph, R., Knoblock, C., Minton, S. & Veloso, M. *PRODIGY: An Integrated Architecture for Planning and Learning*. 1991
- [4] Chimaera 2000 *Ontology Environment*. <http://www.ksl.stanford.edu/software/chimaera>. vigente al 24/03/07.
- [5] Christiansen, A. *Automatic Acquisition of Task Theories for Robotic Manipulation*. Ph.D. Thesis. School of Computer Science, Carnegie Mellon University. 1992
- [6] Etzioni, O. *STATIC: a problem-space compiler for PRODIGY*. En Proceeding of the Ninth National Conference on Artificial Intelligence, Anaheim, 1991.
- [7] Fritz, W., García Martínez, R., Rama, A., Blanqué, J., Adobatti, R. y Sarno, M. *The Autonomous Intelligent System*. Robotics and Autonomous Systems, 5(2): 109-125. 1989.
- [8] García Martínez, R. & Borrajo Millán, D. *Unsupervised Machine Learning Embedded in Autonomous Intelligent Systems*. Proceedings of the XIV International Conference on Applied Informatics. Páginas 71-73. Innsbruck. Austria. 1996.
- [9] García Martínez, R. & Borrajo Millán, D. *Learning in Unknown Environments by Knowledge Sharing*. Proceedings of the Seventh European Workshop on Learning Robots. Páginas 22-32. Editado University of Edinburgh Press. 1998.
- [10] García Martínez, R. *Sistemas Autónomos. Aprendizaje Automático*. Editorial Nueva Librería. ISBN 950-9088-84-6; 1997.
- [11] García Martínez, R. y Borrajo Millán, D. *Planning, Learning and Executing in Autonomous Systems*. Lecture Notes in Artificial Intelligence. 1348:208-210; 1997.
- [12] García Martínez, R. y Borrajo Millán, D. 2000. *An Integrated Approach of Learning, Planning and Executing*. Journal of Intelligent and Robotic Systems 29(1):47-78.
- [13] García Martínez, R., Borrajo, D., Britos, P. y Maceri, P. *Learning by Knowledge Sharing in Autonomous Intelligent Systems*. Lecture Notes in Artificial Intelligence, 4140: 128-137; 2006.
- [14] Gruber, T. A Translation Approach to Portable Ontology Specification. Knowledge Acquisition. 1993.
- [15] Hayes-Roth, 1983] Hayes-Roth, F. Using Proofs and Refutations to Learn from Experience. En Machine Learning: The Artificial Intelligence Approach Volumen I editado por Carbonell J., Michalski R. & Mitchell T. Morgan Kaufmann. 1983.
- [16] Ierache, J., Naiouf, M., García Martínez, R., De Giusti, A. Un modelo de interoperabilidad para sistemas autónomos en entornos distribuidos. Pág. 648-652 "IX Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación"; 2007
- [17] Jain, S., Osberson, D., Royer, J. y Sharma, A. *Systems That Learn*. MIT Press; 1999.
- [18] Joseph, R. *Graphical knowledge acquisition*. En Proceeding of the Fourth Knowledge Acquisition For Knowledge-Based Systems Workshop, Banff, Canada. 1989.
- [19] Kaelbling, L. *Learning in Embedded Systems*. MIT Press; 1993.
- [20] Krodatoft, Y. *Introduction to Machine Learning*. Morgan Kaufmann; 1998
- [21] KSL. 2006. *Ontolingua*. <http://www.ksl.stanford.edu/software/ontolingua/>. vigente al 24/03/07
- [22] Lair J., Hucka, M., Huffman, S., Rosenbloom, P. *An Analysis of Soar as an Integrated Architecture*. 1991
- [23] Miatón, I., Pesado, P., Bertone, R. y De Giusti. 2003. *Agentes Basados en Sistemas Distribuidos*. Proceedings V Workshop de Investigadores en Ciencia de la Computación
- [24] Michalski, R. y Krodatoft, Y. 1990. *Machine Learning. An Artificial Intelligence Approach. Vol. III.*
- [25] Michalski, R. y Tecuci, G. 1994. *Machine Learning. A Multistrategy Approach. Vol. IV*. Morgan Kaufmann. ISBN 0-34613-09-5.
- [26] Michalski, R., Carbonell, J., y Mitchell, T. *Machine Learning. An Artificial Intelligence Approach. Vol. I*. Morgan Kaufmann. ISBN 0-934613-09-5. 1983.

- [27] Michalski, R., Carbonell, J., y Mitchell, T. *Machine Learning. An Artificial Intelligence Approach. Vol. II.* Morgan Kaufmann. 1986.
- [28] Mitchell, T. *Machine Learning.* Mc Graw Hill 97
- [29] Musen, M. 1992. *Dimensions of Knowledge sharing and reuse.* Computer and Biomedical
- [30] Newell, A. *The Knowledge Level.* Artificial Intelligence, 18:87-127. 1982.
- [31] Newel, A., Yost, G., Laird, J., Rosenbloom P., & Altmann, E. *Formulating the problem space computational model.* En R. F. Rashid, editor, Carnegie Mellon Computer Science: A 25 Year Commemorative. ACM Press / Addison-Wesley. 1991
- [32] PROTEGE. 2000. *The Protégé Project.* <http://protege.stanford.edu>. Página vigente al 24/03/07.
- [33] Pulvermacher M., Stoutenburg S., Semy, S.. *Netcentric Semantic Linking: An Approach for Enterprise Semantic Interoperability*, MITRE 04
- [34] Rivest, R. y Schapire, R. *A New Approach to Unsupervised Learning in Deterministic Environments.* Proceedings of International Workshop on Machine Learning. Pág. 364-375. 1987.
- [35] Rosenbloom, P., Newel, A., & Laird, J. *Towards the knowledge level in Soar: The role of the architecture In the use of knowledge.* En K. VanLehn, editor, Architectures for Intelligence. Erlbaum, Hillsdale, NJ. 1991.
- [36] Russel, S. J. *Execution architectures and compilation.* Procedimientos de IJCAI-89, 15-20. 1989.
- [37] Shen, W. *LIVE: An Architecture for Learning from the Environment.* 1991
- [38] Shen, W. & Simon, H. *Rule Creation and Rule Learning Through Environmental Exploration.* Proceedings of the Eleventh International Joint Conference on Artificial Intelligence. Page 675-680. Morgan Kauffman. 1989
- [39] Shamsfard, M. y Barforoush, A. *The State of the Art in Ontology Learning: A Framework for Comparison.* Knowledge Engineering Review, 18(4): 293-316. 2003.
- [40] Shamsfard, M. y Barforoush, A. *Learning Ontologies from Natural Language Texts.* International Journal of Human-Computer Studies 60(1):17-63. 2004.
- [41] Sierra-Araujo, B. *Aprendizaje Automático. Conceptos Básicos y Avanzados.* Pearson/Prentice
- [42] Sutton, R. *Dyna, an Integrated Architecture for Learning, Planning, and Reacting.* 1991
- [43] Sutton, R. (Editor) *Machine Learning: Special Issue on Reinforcement Learning.* Vol 8. 1992.
- [44] Veloso, M & Carbonell, J. *Integrating analogy into a general problem-solving architecture.* En Intelligent Systems. Ellis Horwood Limited, West Sussex, England. 1990.
- [45] Vere, S. *Inductive Learning of relational Productions.* En Pattern-directed Inference Systems Waterman y Hayes-Roth. Academic Press. 1978.