

# 1. Conocimiento y Razonamiento

## 1.1. Introducción

La tecnología computacional se pensó inicialmente para automatizar cálculos aritméticos que rebasaban por mucho las capacidades humanas. En particular, dentro de las ciencias exactas y la ingeniería, las computadoras se requerían para resolver sistemas de ecuaciones de grandes dimensiones por medio de métodos numéricos. Sin embargo, muy pronto se hizo claro que esta tecnología era también útil para representar el conocimiento y razonar de forma automatizada. Ya en 1950 Alan Turing publicó el artículo *Computing Machinery and Intelligence*<sup>1</sup> (Maquinaria Computacional e Inteligencia) en el que se plantea por primera vez —de manera explícita en un entorno académico y científico— la pregunta de si las máquinas pueden pensar. En este artículo Turing presentó el “Juego de imitación”, mejor conocido como la Prueba de Turing, que pretende mostrar que una máquina capaz de comunicarse con un ser humano de manera natural se tiene que considerar como inteligente; en este artículo se propuso también el programa de investigación de la Inteligencia Artificial (IA) junto con dos tareas para desarrollarlo: crear máquinas capaces de jugar ajedrez, es decir de razonar, y máquinas capaces de comunicarse con los seres humanos en el lenguaje natural, para lo cual es necesario que entiendan, es decir que tengan la capacidad de representar y expresar conocimiento. En

---

<sup>1</sup> Turing, A.M. (1950). **Computing Machinery and Intelligence.** *Mind*, 59:433-460.

ambas tareas ha habido un gran avance: desde 1997 la computadora *Deep Blue* venció al campeón mundial de ajedrez, G. Kasparov, y hoy en día muchos teléfonos celulares han llevado la capacidad de conversación en lenguaje natural a la sociedad en general; sin embargo, esto se debe tomar con cautela ya que la comprensión profunda del lenguaje es una tarea que está todavía lejos de resolverse plenamente.

Desde luego, los términos “conocimiento” y “razonamiento” evocan en principio una actividad mental humana y el término “inteligencia artificial” ha tenido sus detractores; sin embargo, es un hecho que las máquinas tienen la capacidad de representar conocimiento y razonar, por ejemplo, para hacer diagnósticos, tomar decisiones y planear en una gran variedad de entornos y aplicaciones.

## 1.2. Representaciones proposicionales

Durante los años cincuenta y sesenta del siglo pasado se hizo un gran esfuerzo para representar conocimiento y razonar de manera automática, con énfasis en los procesos deductivos. El sello de esta época fue la creación de programas de cómputo capaces de hacer pruebas lógicas y matemáticas, y de resolver problemas de carácter general mediante la definición de un espacio del problema (*problem space*) y búsqueda heurística. En particular se adoptó a la lógica como el lenguaje para expresar conocimiento, y el razonamiento se conceptualizó como el uso de reglas deductivas para derivar teoremas a partir de axiomas. Es decir, mediante inferencias que van de las causas a los efectos y que se pueden demostrar como correctas o “válidas” desde una perspectiva formal.

Sin embargo, muy pronto se descubrió que expresar problemas de representación y razonamiento en términos lógicos es muy difícil ya que, entre varios factores, las inferencias de la vida cotidiana van frecuentemente de los efectos observables a sus causas, por lo que pueden tener excepciones y no

son válidas desde una perspectiva formal. Por ejemplo, los médicos observan síntomas, que son efectos, a partir de los cuales tienen que inferir las enfermedades, es decir, sus causas, y a veces se equivocan. Esta forma de inferencia en reversa se conoce como “abductiva” o “de diagnóstico”.

Más aún, la inferencia abductiva presupone la toma de decisiones, la planeación y la acción. Por ejemplo si hay un charco enfrente de mi casa me puedo preguntar si llovió o si se rompió una tubería, e indagar ambas posibilidades. Si el diagnóstico es que llovió no hay que hacer nada, pero si se rompió una tubería es necesario controlar la fuga. Es en este contexto donde surge la necesidad de tomar decisiones, las cuales deben ser coherentes con el diagnóstico más plausible, tomando en cuenta ciertos valores, por ejemplo, que hay que cuidar el agua. Una vez que se toma la decisión de qué hacer (la decisión y el objetivo son lo mismo: controlar la fuga) es posible establecer un plan y llevarlo a cabo. Una reflexión intuitiva muestra que es éste el ciclo de razonamiento en el que estamos inmersos la mayor parte del tiempo los seres humanos, quienes somos *expertos* en la vida cotidiana.

Estas ideas dieron lugar a los llamados *Sistemas Expertos* (SE), muy populares en la década de los ochenta del siglo pasado, como MYCIN<sup>2</sup> —para el diagnóstico de ciertas enfermedades— y en dicha época se les auguraba un futuro muy prometedor. Alrededor de éstos se crearon plataformas de desarrollo o *shells* (como el muy popular pero limitado CLIPS, o los sofisticados LEVEL5, NEXPERT o FLEX), así como metodologías para transferir el conocimiento de los expertos humanos a las bases de conocimiento; surgió incluso la disciplina de Ingeniería de Conocimiento (*Knowledge Engineering*) para estos propósitos, así como estándares de desarrollo tales como *Common-KADS*.

Independientemente de que el conocimiento se exprese mediante un lenguaje lógico o un sistema de reglas, estas representaciones tienen un ca-

---

<sup>2</sup> <https://en.wikipedia.org/wiki/Mycin>

rácter lingüístico, por lo que se les conocen como “proposicionales” y en algunos ámbitos como “simbólicas”.

### 1.3. Representaciones estructuradas

Por otra parte, razonar con representaciones proposicionales es muy costoso en recursos computacionales, tanto por la complejidad de los algoritmos como por los requerimientos de memoria, por lo que en los años setenta y ochenta hubo también una gran cantidad de investigación para representar conocimiento y razonar de forma más efectiva mediante el uso de estructuras como árboles, gráficas dirigidas acíclicas y grafos de diversos tipos.

Posiblemente la representación estructurada más intuitiva es la estructura de árbol o jerárquica para representar taxonomías. Éstas consisten, idealmente, en partir el universo o dominio de conocimiento en un número de clases mutuamente exclusivas, las cuales se parten a su vez de manera recurrente, hasta llegar a las clases más básicas o concretas. Por ejemplo, en la Figura 1.1.a se muestra un árbol que representa a la taxonomía con la información de que los pingüinos y las águilas son aves, que las aves, los peces y los mamíferos son animales, que las aves vuelan y que las águilas comen peces.

En esta estructura los nodos representan clases y las líneas representan a la relación de contención, de tal forma que las clases representadas por los nodos superiores dominan o contienen a las clases representadas por los nodos inferiores; es decir, todo individuo de una clase inferior lo es también de la clase superior. En esta notación cada nodo puede tener una o varias etiquetas textuales asociadas que denotan las propiedades y relaciones de todos los individuos u objetos de la clase, las cuales se indican con cursiva. Por ejemplo, *vuelan* en el nodo **aves** representa que todas las aves vuelan, y *comen peces* en el nodo **águilas** representa que todas las águilas, sin importar cuál en particular, comen individuos de la clase **peces**, también sin importar qué peces.

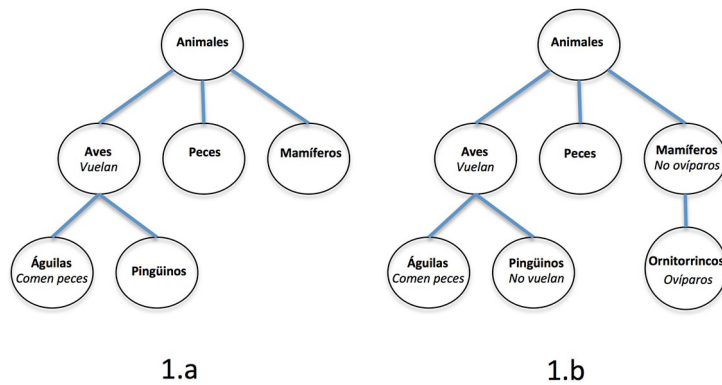


Figura 1.1. Representaciones Estructuradas: (a) ilustra una jerarquía estricta o árbol; (b) una jerarquía con excepciones.

En esta representación las instancias o individuos concretos de cada clase heredan las propiedades de la clase o clases que las dominan, además de que pueden tener propiedades y relaciones específicas entre ellos mismos. Las inferencias se hacen “navegando” a través de la estructura de manera muy eficiente, en vez de aplicar un esquema de inferencia, como en el caso de la lógica, que puede ser muy costoso. En el ejemplo, se sigue, entre varias proposiciones, que las águilas vuelan.

Las representaciones estructuradas se usan comúnmente para expresar lo que se sabe acerca del mundo, especialmente si tiene carácter positivo, como en nuestro ejemplo, pero es frecuente omitir lo que no se considera relevante, es falso o no se sabe, que tiende a ser de carácter negativo, a pesar de que hay muchas más proposiciones negativas que positivas. Es decir, normalmente se expresan las propiedades y relaciones que tienen los individuos u objetos, pero no las que no tienen; por ejemplo, que los peces no comen aves. En este sentido, una representación estructurada es como la “figura” con los rasgos salientes de un cuadro o dominio de conocimiento, que se expresa, pero presupone muchísimo conocimiento de “fondo”, que no se expresa. Aunque esto es muy claro en las representaciones estructuradas, éste es un principio general de todo sistema representacional, incluyendo a las

representaciones proposicionales, ya que lo que se expresa es la figura, y toda figura se interpreta siempre en relación a un fondo.

Por lo mismo, toda representación deja varias informaciones indeterminadas, como si los peces comen animales o si los peces comen aves, a pesar de que éstas son preguntas genuinas que un usuario podría hacer al sistema de conocimiento. La respuesta dependerá de la forma de interpretar a la representación: si se asume que el conocimiento es “completo”, y que si algo no se expresa es simplemente porque es falso, la respuesta en nuestro ejemplo será que los peces no comen animales y que los peces no comen aves, lo que es falso y cierto respectivamente. Esta forma de interpretación se conoce como la hipótesis del mundo cerrado (*closed-world assumption*) y se adopta por la mayoría de las representaciones estructuradas (y algunas proposicionales, como el lenguaje de programación Prolog), ya sea explícita o implícitamente.

La estructura de grafo pura no tiene una forma natural de expresar la negación, por lo que no es posible distinguir entre lo que no es el caso y lo que no se sabe. En este sentido las representaciones estructuradas contrastan radicalmente con el lenguaje natural y los lenguajes lógicos, como la lógica proposicional o la lógica de predicados, donde es trivial expresar que los peces comen animales y los peces no comen aves, y responder correctamente a las preguntas correspondientes. Más aún, si la base de conocimiento no contiene una proposición (los peces comen aves) ni su negación (los peces no comen aves) y el usuario pregunta *¿los peces comen aves?* el sistema podrá contestar simplemente *no sé*. Por esta razón se dice que las representaciones proposicionales que incluyen la negación permiten la expresión de “conocimiento incompleto”, sin que esto conlleve a inferencias incorrectas.

Un compromiso entre las representaciones proposicionales y estructuradas es adoptar el grafo para llevar a cabo la representación e inferencia, pero incluir entre las etiquetas al prefijo de negación, de manera adicional a las etiquetas para identificar propiedades y relaciones, como se muestra en las etiquetas de los mamíferos y los pingüinos en la Figura 1.1.b. En este sis-

tema si no se expresa una proposición ni su negación, o si ninguna de éstas se puede inferir a través de la relación de herencia, la respuesta a la pregunta correspondiente no se sabe.

Una posibilidad adicional es que el sistema incluya la negación pero en vez de responder *no sé*, se extienda la hipótesis del mundo cerrado y responda que no es el caso. Esta podría ser la estrategia adoptada para responder preguntas como si las ballenas caminan o los elefantes vuelan, ya que a nadie se le ocurriría especificar de manera explícita que estos animales carecen de dichas propiedades. El riesgo es por supuesto que existe la posibilidad de equivocarnos.

La discusión anterior ilustra además otro concepto central a la representación del conocimiento: un sistema que asume que el conocimiento es completo y la hipótesis del mundo cerrado es menos expresivo que uno que incluye la negación y asume que el conocimiento es incompleto. Sin embargo, se sabe también que mientras más expresivo es un lenguaje o esquema representacional, mayor es también la complejidad de hacer inferencias en el mismo, y este compromiso de la representación del conocimiento (*Knowledge Representation Trade-Off*),<sup>3</sup> vincula y restringe de manera fundamental a los esquemas de inferencia y a los formatos de representación, al menos en los modelos computacionales.

## 1.4. Consistencia, defaults<sup>4</sup> y excepciones

Otro aspecto fundamental a la representación del conocimiento y al razonamiento automatizado es que las premisas y conclusiones de los argumentos

---

<sup>3</sup> Brachmann, R., Levesque, H. (1985). **A Fundamental Tradeoff in Knowledge Representation and Reasoning**. En R. Beachman y H. Levesque, *Readings in Knowledge Representation*, Morgan Kaufmann, pp. 41-70.

<sup>4</sup> El término del inglés *default* se refiere a una propiedad o relación que se especifica de manera genérica para todos los individuos de una clase. Se traduce en México como “valores por omisión” y en ocasiones “valores asumidos”, pero además de que estas traducciones no expresan claramente el concepto, el término *default* es el que se utiliza normalmente en México.

deben ser consistentes. Sin embargo, las taxonomías naturales ofrecen excepciones que ponen un reto a los esquemas de representación. Continuando con nuestro ejemplo, sabemos que todas las aves vuelan y que los pingüinos son aves, pero no vuelan; asimismo, que los mamíferos no ponen huevos, pero que los ornitorrincos son mamíferos que sí los ponen, como se ilustra en la Figura 1.1.b. La paradoja es que a pesar de que el sistema es contradictorio, los seres humanos somos capaces de responder sin ningún problema a las preguntas de si los pingüinos vuelan o los ornitorrincos ponen huevos. En representación del conocimiento las propiedades o relaciones de la clase se refieren como *defaults* y los individuos o entidades que tienen la propiedad contraria son las “excepciones”; en nuestro ejemplo los pingüinos son la excepción del default positivo de que todas las aves vuelan, y los ornitorrincos son la excepción del default negativo de que los mamíferos no ponen huevos.

El estudio de estas propiedades desde el punto de vista lógico cae dentro de las llamadas lógicas no-monotónicas, en las cuales el valor de verdad de una proposición puede cambiar con nuevos descubrimientos, en oposición a la lógica clásica y a las matemáticas, donde una vez que un teorema se prueba su valor de verdad permanece para siempre.

Una forma intuitiva de enfrentar el problema es utilizando el llamado “principio de especificidad” que establece que en caso de que haya conflicto entre los valores de verdad de las proposiciones representadas en el sistema, se prefiere a la información más específica. De acuerdo con este principio, en caso de que haya defaults, ya sea de carácter positivo o negativo, se prefieren siempre las excepciones. Este principio, además de ser muy intuitivo, es independiente de si la taxonomía se explora de arriba hacia abajo (*top-down*) o de abajo hacia arriba (*bottom-up*), ya que la oposición entre lo abstracto o más general versus lo concreto o particular es independiente a la estrategia de búsqueda en la estructura representacional.

Sin embargo, una vez que aparecen defaults con excepciones, aparecen otros fenómenos que van más allá de lo que se puede resolver apelando al



principio de especificidad. Por ejemplo, supongamos que se establece que todos los depredadores y sus presas viven en el mismo lugar, pero al mismo tiempo que todos los animales nacieron donde viven. Supongamos adicionalmente que se establece que las águilas son los depredadores de los pingüinos, que Pepe es una águila, que Paco es un pingüino y que los pingüinos viven en la Patagonia. Se sigue entonces que Paco nació en la Patagonia y que Pepe vive en la Patagonia. Sin embargo, supongamos que Paco recibe una oferta de trabajo del Zoológico de Chapultepec y ahora vive en la Ciudad de México. Se sigue entonces que Pepe vive también en la Ciudad de México. Si adicionalmente establecemos que el lugar de nacimiento y de residencia de todos los animales es único, el sistema se hace ahora inconsistente, pero por una nueva razón, ya que hay diferentes líneas argumentales que aunque son consistentes en sí mismas no lo son con otras líneas posibles. Este problema se conoce como el de las “extensiones múltiples” y aqueja también de manera fundamental a los sistemas de razonamiento con defaults y excepciones.

Sin embargo, no todas estas proposiciones tienen la misma calidad y decir que todas las aves vuelan tiene mucho mayor fundamento, o es más necesario, que decir que el lugar donde uno vive es donde uno nació, o que los depredadores y sus presas viven en el mismo lugar, que son verdades mucho más contingentes. Por lo anterior, las propiedades o relaciones de carácter general se pueden dividir en defaults y preferencias, donde los defaults son más necesarios y las preferencias más contingentes, y se puede establecer el principio adicional de que en caso de conflicto se prefieren los defaults. Por supuesto, un sistema que haga esta última distinción será más expresivo que uno que no la haga, por lo que la inclusión de preferencias incrementará el costo de la inferencia.

Una complicación adicional surge cuando la noción de clase, que tiene un carácter ontológico o de existencia, se relaja, y se dice que una “clase” se forma por individuos que comparten una propiedad o una relación.<sup>5</sup> Conti-

<sup>5</sup> Hay una tradición muy antigua que sostiene que hay ciertas propiedades “esenciales” que todos los objetos de la clase tienen necesariamente; si éste fuera el caso sería posible dar

nuando con nuestro ejemplo, si en la taxonomía de la Figura 1.1.b se incluye la “clase” adicional de “animales con pulmones” que domine a mamíferos y aves, la estructura pasa de ser una jerarquía a una *látice*, como se ilustra en la Figura 1.2. A diferencia de los árboles o jerarquías estrictas, en las que un nodo sólo tiene un nodo superior que lo domina, en las látices todo nodo puede ser dominado por varios nodos, por lo que las clases representadas no son mutuamente exclusivas necesariamente.

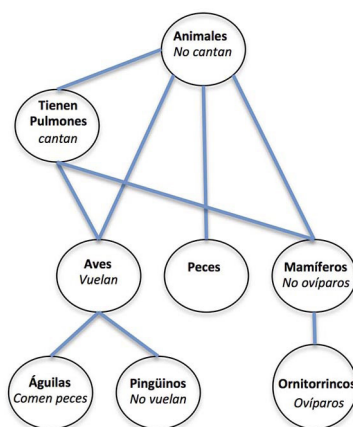


Figura 1.2. Jerarquía múltiple o *látice*.<sup>6</sup>

Si en esta última estructura se aumenta la propiedad de que los animales no pueden cantar pero los animales con pulmones sí pueden hacerlo, tanto las aves como los mamíferos tendrán tanto la propiedad de cantar como su negación y el sistema se volverá inconsistente por esta razón adicional. Una vez más, la forma de lidiar con esta situación es apelando a la noción de pre-

---

definiciones analíticas para las clases utilizando precisamente dichas propiedades en conjunto con el nombre de la clase que la domina de manera más inmediata; por ejemplo, en las aves son animales que vuelan, aves es la clase que se define, animales la que la domina y vuelan la propiedad esencial. Sin embargo, esta postura esencialista se puede refutar con argumentos contundentes. Por ejemplo, ver la discusión Saúl Kripke en **Naming and Necessity**, Harvard University Press, 1980.

<sup>6</sup> El término *látice* viene del inglés *lattice* cuya traducción al español es *retícula* o *celosía*, pero estos términos no se usan en este contexto y la forma que se emplea por la comunidad de computólogos en México es *látice*.

ferencias, para ponderar el peso de una propiedad de acuerdo a la ruta por la que se hereda, aunque también hay que pagar el incremento del costo computacional, que puede ser muy significativo.

Este último ejemplo sugiere adicionalmente que la definición de estructuras conceptuales tiene un carácter subjetivo: ¿Por qué hay mamíferos pero no “pulmoníferos”? La razón es que las taxonomías se hacen siempre bajo un foco de interés y una perspectiva de análisis particular, y diferentes perspectivas pueden dar lugar a diferentes particiones del mismo universo o dominio de conocimiento, cuya representación integral puede dar lugar a látices, que a su vez pueden ser responsables de inconsistencias de carácter más profundo.

Todos estos aspectos se tienen que atender en las bases de datos de conocimiento así como sus esquemas inferenciales asociados, y la utilidad de la representación e inferencia automatizada dependerá en buena medida de la forma como se toman en cuenta, especialmente cuando se requiere la construcción de recursos de conocimiento muy significativos, como ocurre en los dominios de conocimiento complejos, o como los que están disponibles en recursos de grandes dimensiones como Internet.

## **1.5. Incertidumbre, probabilidad y redes bayesianas**

Otro aspecto que es necesario considerar es que muchos problemas de la vida real involucran razonar y actuar no sólo con conocimiento incompleto, defaults y preferencias de diversos tipos, sino adicionalmente con incertidumbre. Este último concepto es ortogonal a las nociones de incompletez y consistencia mencionadas arriba. La incertidumbre se refiere más bien a la carencia y/o confiabilidad de la información, por lo que la teoría de probabilidad provee un marco adecuado para representar y razonar acerca de dicho conocimiento. Hay alternativas a la teoría de la probabilidad para razonar con incertidumbre, como la lógica difusa, pero la teoría de la probabilidad cuenta con fundamentos matemáticos sólidos y métodos bien establecidos.

Por otra parte, la aplicación directa de la probabilidad implica una alta complejidad computacional, lo cual frenó su desarrollo en los inicios de la computación, en particular en el área de inteligencia artificial y sistemas expertos. Sin embargo, el surgimiento de las redes bayesianas,<sup>7</sup> así como de otros paradigmas relacionados, en los ochenta del siglo pasado, hicieron posible el desarrollo de métodos computacionales eficientes para la representación de conocimiento e inferencia basadas en probabilidad. La idea esencial es representar las relaciones de dependencia e independencia entre las variables de cierto problema mediante grafos, con ahorros importantes en memoria y en las operaciones de cómputo requeridas para modelar problemas complejos.

Por ejemplo, en la Figura 1.3 se ilustra un modelo simplificado de un problema de diagnóstico médico en el que se expresa que la fiebre y el dolor dependen de tener gripa o tifoidea, que las reacciones dependen también de esta última, y que la tifoidea depende de haber comido alimentos de procedencia dudosa. Estas relaciones se representan como los nodos del grafo y se cuantifican con probabilidades condicionales de cada variable dados los nodos que los domina (*padres* en el grafo); por ejemplo, para la variable Fiebre:  $P(\text{Fiebre}/\text{Tifoidea}, \text{Gripe})$ . El cálculo de la probabilidad de cada variable dada cierta información, por ejemplo de la enfermedad dados los síntomas, se puede hacer en forma muy eficiente mediante la regla de Bayes con la ayuda de las relaciones de independencia implícitas en el grafo. En general este proceso de inferencia probabilista es eficiente incluso para modelos con cientos o miles de variables (mientras la topología del grafo no sea muy densa).

Las redes bayesianas son una instancia de los Modelos Gráficos Probabilistas —grafos que representan las dependencias entre variables y parámetros locales asociados, así como mecanismos eficientes de inferencia— que incluyen a los modelos ocultos de Markov, los campos de Markov, los clasificadores bayesianos, así como representaciones que incorporan decisiones

---

<sup>7</sup> Pearl, J. **Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference**, Morgan Kaufmann, San Francisco, 1988.

y utilidades, como los diagramas de influencia y los procesos de decisión de Markov. Se han desarrollado lenguajes de programación que facilitan la implementación de estos modelos como el API *ProBTR* que implementa la Programación Bayesiana, la cual consiste en una metodología y formalismo para especificar y resolver modelos probabilistas.

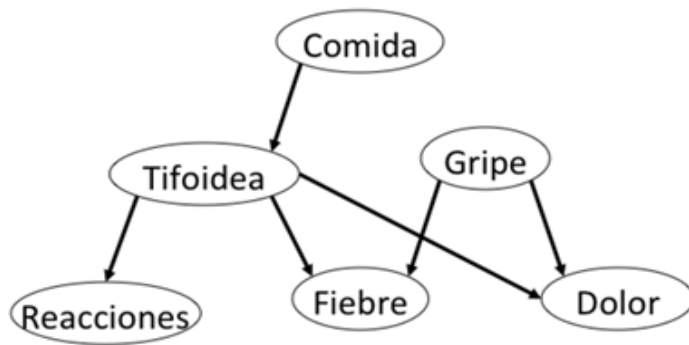


Figura 1.3: Ejemplo de una red bayesiana.

## 1.6. Inferencia inductiva y aprendizaje

Además de las inferencias deductiva y abductiva, existe la inferencia inductiva o de aprendizaje, que consiste en la generación de reglas generales a partir de un número de instancias o ejemplos de un fenómeno. En la modalidad simbólica esta inferencia consiste en la generación de una descripción general a partir de descripciones de situaciones particulares, o mediante el razonamiento por analogía; alternativamente, en el nivel de computación sub-simbólico, esta inferencia subyace a los procesos de clasificación y predicción por métodos probabilísticos, estocásticos o mediante redes neuronales o, de manera más general, el llamado “conexionismo”. La inferencia inductiva se aborda de manera detallada en el capítulo de Aprendizaje e Inteligencia Computacional.

En resumen, toda inferencia se puede asimilar a los tres tipos principales: deductiva, abductiva e inductiva o de aprendizaje. Por su parte, desde una

perspectiva teórica y metodológica, ha habido varios formatos representacionales para implementar los tres tipos de inferencia, donde destacan i) las representaciones simbólicas, a veces llamadas proposicionales, lógicas o lingüísticas, ii) las representaciones estructuradas, iii) las representaciones estocásticas o probabilísticas y iv) las llamadas representaciones sub-simbólicas, donde juegan un papel protagónico las redes neuronales. Aunque cada uno de estos cuatro tipos de representaciones se asocia a un modo de inferencia preferencial, desde una perspectiva amplia los tres tipos de inferencias se han investigado y pretendido asimilar desde la perspectiva de los cuatro tipos de esquemas o formatos representacionales.

## 1.7. Interacción Humano-Computadora

En otra dimensión, hasta cierto punto independiente de lo que se ha dicho hasta ahora, es necesario considerar si las computadoras se utilizan para representar el conocimiento y razonar de manera automática, o si quienes realizan estos procesos son los seres humanos, y la tecnología computacional se utiliza para apoyarnos en los procesos de representación e inferencia. Esta bifurcación se dio de manera explícita en la historia de la computación. Un ejemplo muy conocido es el caso del investigador del MIT Terry Winograd,<sup>8</sup> quien después de crear el programa de cómputo SHRDLU<sup>9</sup> a finales de los sesenta, que era capaz de entender inglés y razonar de una manera no trivial a juicio de la comunidad de investigación, consideró que las máquinas no pueden realmente entender y razonar en un sentido humano, y que dotarlas de estas capacidades, con un nivel de competencia que escalara a problemas reales, era muy distante. Por estas razones reorientó su investigación para utilizar las metodologías y herramientas de la IA para apoyar la representación del conocimiento y el razonamiento de los seres humanos, con grandes aplicaciones potenciales, contribuyendo de esta forma a la creación de la especialidad del cómputo conocida como Interacción Humano-Computadora (IHC), que

<sup>8</sup> [https://es.wikipedia.org/wiki/Terry\\_Winograd](https://es.wikipedia.org/wiki/Terry_Winograd)

<sup>9</sup> <https://es.wikipedia.org/wiki/SHRDLU>

se puede considerar la otra cara de la moneda de representación e inferencia, la cual se aborda extensamente en el capítulo 6 de este texto. Una cantidad considerable de la investigación en conocimiento y razonamiento realizada por la comunidad mexicana ha tenido esta última orientación y hay un traslape importante entre las comunidades de representación y razonamiento y la comunidad de IHC.

## 1.8. Sistemas Multi-Agentes

En otra dirección independiente a lo ya dicho, durante los años ochenta y noventa del siglo pasado, empezó a tomar fuerza la idea de conjuntar varias entidades inteligentes a las que denominaremos “agentes” capaces de colaborar y competir y, de esta forma, dar lugar a una conducta colectiva. A estas colecciones se les conoce como Sistemas Multi-Agentes (SMA) y su estudio retomó influencias de muchas áreas aparentemente dispares. En primer lugar, desde luego, hereda las técnicas de búsqueda y de razonamiento de la inteligencia artificial clásica y del aprendizaje automático, pero en vez de suponer una inteligencia central “omnisciente” con un conocimiento completo del mundo, toma el punto de vista de una inteligencia limitada, y sobre todo situada, en la que el agente inteligente percibe la realidad desde su ubicación y circunstancia particular a través de sus sensores y ejerce su influencia en su entorno mediante actuadores o efectores, con la mediación de un proceso de razonamiento deliberativo.

Los SMA también reciben la influencia de áreas como la Teoría de Juegos, que inicialmente se estudiaba en Economía, pero que es muy útil como paradigma de interacción de múltiples entidades racionales. Conceptos como el equilibrio de Nash, las estrategias dominantes, los juegos de suma cero, las estrategias óptimas de Pareto y otros, encontraron naturalmente aplicación en los SMA. Asimismo, áreas tan aparentemente distintas como la lingüística, la biología y la psicología también han contribuido al desarrollo de los SMA. Otra área relacionada con los SMA es el estudio de los autómatas, principal-

mente los de estados finitos, con su contraparte probabilista en los procesos de Markov.

El período entre el año 2000 y la actualidad se ha desarrollado entre una multitud de paradigmas de IA compitiendo y complementándose, hasta que en los últimos años el aprendizaje automático (*Machine Learning* o ML) ha destacado por la enorme rentabilidad que aporta a las empresas, especialmente en áreas como mercadotecnia y ventas, y es un ejemplo muy directo de la aplicación de la inferencia inductiva. Herramientas basadas en IA, y en particular en aprendizaje, se han vuelto comunes en los últimos años, incluyendo la detección de caras y reconocimiento de personas en cámaras y redes sociales, los sistemas que filtran el *spam* en nuestros correos, las recomendaciones de libros y películas de acuerdo a nuestras preferencias, etcétera.

## 1.9. Ontologías

Por otra parte, y ligado a la explosión del Internet, desde el inicio de este milenio han surgido tecnologías asociadas a la representación del conocimiento, como las llamadas “Ontologías”, que son parte de la propuesta del “Web Semántico”,<sup>10</sup> el cual tiene por objetivo que las páginas Web se auto-describan usando un código estándar *Resource Description Framework* (RDF)<sup>11</sup> de forma tal que puedan ser interpretadas por la computadora, a diferencia de las páginas Web usuales, que están destinadas al consumo humano. Las tecnologías asociadas a la representación del conocimiento en ontologías han tenido mucho desarrollo, y han dado lugar a estándares de lenguajes tales como XML,<sup>12</sup> RDF,<sup>13</sup> OWL<sup>14</sup> y otros, así como múltiples herramientas para manejarlos, tanto para su almacenamiento como para su explotación usando formas limitadas de razonamiento automático.

---

<sup>10</sup> [https://en.wikipedia.org/wiki/Semantic\\_Web](https://en.wikipedia.org/wiki/Semantic_Web)

<sup>11</sup> [https://en.wikipedia.org/wiki/Resource\\_Description\\_Framework](https://en.wikipedia.org/wiki/Resource_Description_Framework)

<sup>12</sup> <https://en.wikipedia.org/wiki/XML>

<sup>13</sup> Ibid

<sup>14</sup> [https://en.wikipedia.org/wiki/Web\\_Ontology\\_Language](https://en.wikipedia.org/wiki/Web_Ontology_Language)



Algunos aspectos de las ontologías son: i) se utilizan para describir un dominio específico; ii) los términos y las relaciones están claramente definidos en ese dominio; iii) existe un mecanismo para organizar los términos (comúnmente se utiliza una estructura jerárquica o una látice, como se ilustra en las figuras 1.1 y 1.2) y iv) existe un acuerdo entre los usuarios de una ontología de tal manera que el significado de los términos se utiliza de manera coherente. Otras funciones y usos más relevantes y generales de las ontologías incluyen la descripción de la semántica de los datos, para compartir el conocimiento y reutilizar los recursos de información al comunicar agentes humanos y/o de software, facilitando la interoperabilidad del conocimiento.

Este desarrollo simplemente corresponde a la extensión de los tipos de inferencia y esquemas de representación, como grafos y látices, que anteriormente estaban circunscritos a procesos locales, a su expresión en redes masivas de cómputo como es el caso del Internet. Este movimiento ha tenido un gran impacto en la capacidad de expresar información y utilizarla de manera distribuida, pero con una gran limitación en la capacidad de razonamiento, dado su costo computacional, además de que no es siempre posible garantizar la consistencia de la información, por las razones abordadas anteriormente en las secciones 1.3 y 1.4.

El papel que las tecnologías de conocimiento y razonamiento tendrán en los próximos años seguramente será altamente relevante, siempre y cuando logre una alta integración con otras tecnologías de IA, tales como las que se mencionan en este texto.

En las secciones restantes de este capítulo presentaremos las aportaciones de la comunidad mexicana a la investigación en los esquemas de representación y los tipos de inferencia, así como las aplicaciones que se han hecho en México.

## 1.10. Investigación en México

La investigación realizada en México en esta área sigue las tendencias de la investigación a nivel mundial, y desde luego puede ser clasificada siguiendo los mismos lineamientos que hemos presentado en la sección anterior. Así, los formatos de representación pueden ser proposicionales, estructurados, probabilísticos o conexionistas, mientras que las formas de inferencia pueden ser de naturaleza deductiva, abductiva o inductiva. Asimismo, los sistemas pueden ser centralizados o multiagentes, y los sistemas de conocimiento se pueden concebir como autónomos y causales de la conducta de agentes computacionales, como los robots, o pueden concebirse como servicios para apoyar la representación y el razonamiento humano. En otra dimensión, los sistemas pueden adquirir conocimiento a través de la interacción con seres humanos, aprender nuevo conocimiento mediante la inducción de aprendizaje, o utilizar grandes repositorios como las ontologías disponibles en Internet.

En los párrafos siguientes se presentan algunas investigaciones de nuestra comunidad siguiendo estas categorías conceptuales.

### 1.10.1. Razonamiento proposicional

Una aportación a la literatura mundial con este enfoque fue la teoría para la representación e interpretación de información diagramática y textual,<sup>15</sup> con aplicaciones al razonamiento multimodal, como el que se requiere para interpretar mapas. Esta investigación se inició en el Instituto de Investigaciones Eléctricas (IIE) y se concluyó en el Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas (IIMAS), de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). Este tipo de representaciones se aplicaron posteriormente en el IIMAS al razonamiento que involucra el uso de diagramas, y en particular para la automatización del descubrimiento y pruebas geométricas; la teoría resultante permitió crear por primera vez un programa de Inteli-

---

<sup>15</sup> Pineda, L. A., Garza, G. (2000). **A Model for Multimodal Reference Resolution.** *Computational Linguistics* 26(2):136-192.

gencia Artificial que descubre y prueba (aunque de manera semi-automática) el Teorema de Pitágoras así como algunos teoremas aritméticos de carácter inductivo que se pueden representar con diagramas.<sup>16</sup>

### 1.10.2. Representaciones estructuradas

En el contexto del proyecto Golem en el IIMAS, UNAM, se desarrolló un sistema de representación del conocimiento para razonar con taxonomías con conocimiento incompleto, default y excepciones, utilizando el principio de especificidad, como se presenta en las secciones 1.3 y 1.4. Aunque el sistema está codificado en Prolog, por lo que también tiene un aspecto proposicional, se puede orientar a diversos dominios de conocimiento, especialmente donde se requiera actualizar a la base de conocimiento dinámicamente, incluyendo defaults y excepciones, tanto de carácter positivo como negativo.<sup>17</sup> Estas representaciones son también útiles para modelar la cadena inferencial de diagnóstico, toma de decisiones y planeación, que lleva a cabo el robot Golem-III cuando sus expectativas no se cumplen en el mundo.<sup>18</sup>

Otros trabajos han utilizado representaciones del conocimiento basadas en grafos. El Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica (INAOE) ha explorado el uso de los grafos conceptuales para minería de texto;<sup>19</sup> estos trabajos han permitido confirmar que estas representaciones, aunque sencillas y fáciles de obtener y analizar, restringen los patrones descubiertos a nivel temático. Para contar con una mayor semántica se propone usar a los grafos conceptuales para representar el contenido de los textos y

---

<sup>16</sup> Pineda, L. A. (2007). **Conservation principles and action schemes in the synthesis of geometric concepts.** *Artificial Intelligence*, 171(4):197-238.

<sup>17</sup> Pineda, L. A., Rodríguez, A., Fuentes, G., Rascón, C., Meza, I. (2017). **A Light non-monotonic knowledge-base for service robots, Intel Serv Robotics** 10(3):159-171. doi:10.1007/s11370-017-0216-y.

<sup>18</sup> [http://golem.iimas.unam.mx/~golem/opportunistic\\_inference/](http://golem.iimas.unam.mx/~golem/opportunistic_inference/)

<sup>19</sup> Montes-y-Gómez, M. Gelbukh, A., López-López, A. (2002). **Text mining at detail level using conceptual graphs.** *International Conference on Conceptual Structures*. Springer Berlin Heidelberg.

se han obtenido algunos patrones descriptivos de los documentos al aplicar varios tipos de operaciones sobre estos grafos.

La Universidad de las Américas en Puebla (UDLA) ha trabajado en el modelado de textos basados en grafos con propósito de realizar identificación,<sup>20</sup> y verificación de autoría,<sup>21</sup> así como para el perfilado del usuario y el análisis de sentimientos.<sup>22</sup> Los grafos propuestos son estructuras con mayor riqueza semántica y han permitido obtener mejor precisión en las tareas de minería de textos. El grupo ha usado también las ontologías para el desarrollo de sistemas inteligentes de recomendación, particularmente turística, combinadas con el modelado de redes sociales usando grafos sobre los cuales las medidas de centralidad permiten elaborar recomendaciones que consideran los perfiles de las preferencias de los usuarios, así como las aportaciones de sus redes sociales y las características que distinguen a los sitios de interés.<sup>23</sup>

Otro enfoque de razonamiento no monotónico es la argumentación rebatible, que es una forma argumentativa con defaults, argumentos y contra argumentos; esta metodología se aplicó a problemas de distribución inteligente de información en el proyecto JITIK del Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey (ITESM) con la U. N. del Sur en Argentina.<sup>24</sup>

---

<sup>20</sup> Castillo, E., Cervantes, O., Vilarriño, D., Pinto, D., León S., (2014). **Unsupervised Method for the Authorship Identification Task**. Artículo presentado en CLEF PAN (Working Notes).

<sup>21</sup> Castillo, E., Vilarriño, D., Cervantes, O., Pinto D., (2015). **Author attribution using a graph based representation**. CONIELECOMP.

<sup>22</sup> Castillo, E., Cervantes, O., Vilarriño D., Báez, D., Sánchez, A., (2015). **UDLAP: Sentiment Analysis Using a Graph Based Representation**. Artículo presentado en SEMEVAL.

<sup>23</sup> Cervantes, O., Gutiérrez, F., Gutiérrez, E., Sánchez, J. A., Muhammad, R., Wan, W. (2015). **A Recommendation engine based on social metrics**. 6th Workshop on Semantics for Smarter Cities, 14th International Semantic Web Conference (ISWC2015).

<sup>24</sup> Brena, R., Chesnevar, C., Aguirre, J. L. (2006). **Argumentation-supported Information Distribution in a Multiagent System for Knowledge Management**. Lecture Notes in Computer Science 4049, pp. 279-296, Springer Verlag.

### 1.10.3. Manejo probabilista de incertidumbre y modelos gráficos

Desde los años noventa del siglo pasado diversas instituciones mexicanas, como el IIE, el ITESM y luego el INAOE, el Tecnológico de Acapulco y la Universidad Veracruzana, entre otros, han realizado investigaciones en modelos gráficos probabilistas donde se destaca su aplicación a diversas áreas:

- La aplicación de redes bayesianas en análisis de confiabilidad de sistemas complejos.<sup>25</sup> Fue el primer trabajo en esta área en el mundo y dio origen a una línea de investigación con talleres y congresos propios.
- El uso del esquema de validación de información basado en redes bayesianas en diversos dominios, incluyendo plantas eléctricas, transformadores, fabricación de tubos de acero y campos petroleros.<sup>26</sup>
- La aplicación de las redes de eventos temporales en diagnóstico de plantas eléctricas y la predicción de mutaciones del virus del VIH.<sup>27</sup>
- El reconocimiento de ademanes con modelos ocultos de Markov y redes bayesianas dinámicas; el grupo fue uno de los pioneros en esta aplicación, la cual es muy utilizada actualmente.<sup>28</sup>

---

<sup>25</sup> Torres-Toledano, J. G., Sucar, L. E. (1998). **Bayesian Networks for Reliability Analysis of Complex Systems**. En H. Coelho (Ed.), *IBERAMIA'98, Lecture Notes in Computer Science*, Vol.1484, Springer-Verlag, Berlín, pp. 195-206.

<sup>26</sup> Ibarguengoytia, P. H., Vadera, S., Sucar, L. E. (2006). **A Probabilistic Model for Information Validation**. *British Computer Journal*, 49(1):113-126.

<sup>27</sup> Hernández-Leal, P., Ríos-Flores, A., Ávila-Ríos, S., Reyes-Terán, G., González, J. A., Fiedler-Cameras, L., Orihuela-Espina, F., Morales, E. F., Sucar, L. E. (2013). **Discovering HIV Mutational Pathways using Temporal Bayesian Networks**. *Artificial Intelligence in Medicine*, 57(3):185-195.

<sup>28</sup> Avilés-Arriaga, H. H., Sucar, L. E., Mendoza-Durán, C. E., Pineda, L. A. (2011). **Comparison of Dynamic Naive Bayesian Classifiers and Hidden Markov Models for Gesture Recognition**. *Journal of Applied Research and Technology*, 9(1):81-102.

- La adaptación de sistemas de rehabilitación virtual basada en procesos de decisión de Markov.<sup>29</sup>
- La aplicación de Campos de Markov para mejorar los procesos de anotación y recuperación de imágenes.<sup>30</sup>
- El uso de redes bayesianas y diagramas de decisión para la selección de pozos para inyección en campos petroleros maduros.
- Modelado del estudiante para tutores inteligentes, incluyendo modelos relacionales probabilistas para laboratorios virtuales, representación del estado afectivo del estudiante basado en redes de decisión y un modelo basado en redes de decisión dinámicas para la secuencia y navegación de objetos de aprendizaje en ambientes de educación en línea.<sup>31</sup>
- Modelos para planeación basados en procesos de decisión de Markov que permiten coordinar robots de servicio al realizar tareas complejas, incluyendo un esquema para realizar acciones concurrentes y resolver conflictos.<sup>32</sup>

---

<sup>29</sup> Avila-Sansores, Sh., Orihuela-Espina, F., Sucar, L. E., and Álvarez-Cárdenas, P. (2013). **Adaptive Virtual Rehabilitation Environments**. ICML Workshop: Role of Machine Learning in Transforming Health, Atlanta, USA.

<sup>30</sup> Hernández-Gracidas, C., Sucar, L. E., Montes, M. (2013). **Improving Image Retrieval by Using Spatial Relations**. *Journal of Multimedia Tools and Applications*, Vol. 62:479-505.

<sup>31</sup> Sucar, L. E., Noguez, J. (2008). **Student Modeling**. En: O. Pourret, P. Naim, B. Marcot (eds.) **Bayesian Belief Networks: A Practical Guide to Applications**, Wiley and Sons, pp. 173-186.

<sup>32</sup> Corona, E., Sucar, L. E. (2011). **Task Coordination for Service Robots Based on Multiple Markov Decision Processes**. En: Sucar, L. E., Hoey, J., Morales, E. (eds.) **Decision Theory Models for Applications in Artificial Intelligence: Concepts and Solutions**, IGI Global, Hershey.

Asimismo se han desarrollado en México herramientas de software genéricas, tales como VALIDATOR<sup>33</sup> (herramienta para validar información en bases de datos, que puede detectar y corregir diferentes tipos de errores), clasificadores bayesianos, semi-bayesianos, multi-dimensionales<sup>34</sup> y jerárquicos,<sup>35</sup> que se han incorporado a las herramientas abiertas WEKA/MEKA,<sup>36</sup> ASISTO<sup>37</sup> (sistema para ayuda de operadores de plantas eléctricas), PROMODEL<sup>38</sup> (ambiente Web orientado a servicios y dirigido por modelos para el desarrollo de sistemas bajo incertidumbre que permite generar aplicaciones Web de forma automática). También se publicó un libro sobre programación bayesiana<sup>39</sup> y otro sobre modelos gráficos probabilistas y sus aplicaciones.<sup>40</sup>

Además se han fundado en México empresas que comercializan productos basados en modelos probabilistas, con aplicaciones para el sector financiero, económico, médico, gobierno y de seguridad, entre otros; incluyendo Promagnus<sup>41</sup> (antes Probayes Américas), Cytron Medical y Sistemas Box.

<sup>33</sup> Herrera Vega, J., Orihuela-Espina, F., Morales, E. F., Sucar, L. E. (2012). **A framework for oil well production data validation**. Workshop on Operations Research and Data Mining (ORADM'2012) en 10th International Conference on Operations Research, Cancún, México.

<sup>34</sup> Sucar, L. E., Bielza, C., Morales, E., Hernández, P., Zaragoza, J., Larrañaga, P. (2014). **Multi-label Classification with Bayesian Network-based Chain Classifiers**. *Pattern Recognition Letters*, 41:14-22.

<sup>35</sup> Ramírez, M., Sucar, L. E., Morales, E. (2014). **Path Evaluation for Hierarchical Multi-label Classification**. *Proceedings of the Twenty-Seventh International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference (FLAIRS)*, pp. 502-507.

<sup>36</sup> <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

<sup>37</sup> Reyes, A., Sucar, L. E., Morales, E. F. (2009) **AsistO: A Qualitative MDP-Based Recommender System for Power Plant Operation**. *Computación y Sistemas*, 13(1):5-20.

<sup>38</sup> López-Landa, R., Noguez, J. (2012). **PRoModel: a model-driven software environment that facilitates and expedites the development of systems that handle uncertainty**. En *Proceedings of the 2012 Symposium on Theory of Modeling and Simulation- DEVS Integrative M&S Symposium*, Society for Computer Simulation International, pp. 41.

<sup>39</sup> Bessière, P., Mazer, E., Ahuactzin, J. M., Mekhnacha, K., **Bayesian Programming**, Chapman and Hall/CRC, 2013.

<sup>40</sup> Sucar, L. E. **Probabilistic Graphical Models: Principles and Applications**, Springer, 2015.

<sup>41</sup> <http://www.promagnuscompany.com>

Entre las aplicaciones desarrolladas destacan:

- Redes bayesianas para el cálculo de riesgo operacional en los bancos.
- Suavizado de series de tiempo económicas basado en cadenas de Markov para la toma de decisiones en los ciclos de negocios.
- Sistemas para el conteo de vehículos o personas basados en filtros bayesianos, utilizados para auditorías de peajes, conteo en estacionamientos y medición de grado de actividad en centros comerciales.
- Modelos predictivos basados en redes bayesianas para integrar la información de las unidades de salud remotas en epidemiología, como fue el caso de la epidemia H1N1 y la predicción de apariciones de brotes de dengue.
- Medición del denominado efecto *bullwhip* (fluctuación de los pedidos a lo largo de una cadena de suministro) y la generación de rutas y órdenes de visita para el recorrido óptimo de vehículos de reparto en última milla.

#### 1.10.4. Sistemas Multi-Agentes

En el área de los Sistemas Multi-Agentes ha habido desarrollos en México desde mediados de los años noventa. En el aspecto teórico, se ha trabajado en los formalismos de comunicación de agentes<sup>42,43</sup> por el grupo del Laboratorio de Informática Avanzada (LANIA) en Xalapa. Asimismo, investigadores mexicanos tuvieron una destacada participación en las propuestas para pro-

---

<sup>42</sup> Fallah-Seghrouchni, A. E., Lemaître, Ch. (2002). **A Framework for Social Agents' Interaction Based on Communicative Action Theory and Dynamic Deontic Logic.** MICAP'02: *Proceedings of the Second Mexican International Conference on Artificial Intelligence: Advances in Artificial Intelligence.*

<sup>43</sup> Lemaître, Ch. (2000). **A Comprehensive Theory of Meaning for Communication Acts in Multi-Agent Systems.** ICMAS'00: *Proceedings of the Fourth International Conference on Multi-Agent Systems (ICMAS-2000).*



tos de mercados basados en agentes<sup>44</sup> así como de “Instituciones Electrónicas”.<sup>45</sup>

Otras propuestas mexicanas de investigación relacionada con SMA incluyen una investigación conjunta del Tecnológico de Monterrey con la Universidad de Carnegie Mellon<sup>46</sup> para modelar el problema del agente adversario. El grupo internacional “Agentes, Interacción y Complejidad” en el que participa el ITESM, Campus Querétaro,<sup>47</sup> investiga sistemas socio-técnicos, socio-económicos y socio-ecológicos, aplicados al diseño de infraestructura sostenible y resistente. Este grupo investiga y diseña sistemas en que entidades autónomas (ya sea humanos, organismos biológicos, agentes de software o robots) interactúan y ha desarrollado técnicas para obtener información de redes sociales y agentes humanos para retroalimentar un sistema de mejora de respuesta ante desastres naturales (proyecto ORCHID<sup>48</sup>). Este sistema tiene además la particularidad de presentar la información de manera que cualquier usuario pueda entenderla y reaccionar apropiadamente cuando ocurre un desastre.

Varios grupos de investigación mexicanos han trabajado en computación ubicua e inteligencia ambiental; en particular en el Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada (CICESE), en el ITESM y en el INAOE. Estos trabajos involucran inteligencia ambiental y conciencia de la situación y el contexto, redes sociales, sentido participativo

---

<sup>44</sup> Rodríguez-Aguilar, J. A., Martín, F. J., Noriega, P., García, P., Sierra, C. (1998). **Towards a test-bed for trading agents in electronic auction markets.** *AI Communications*: 11(1).

<sup>45</sup> Aldewereld, H., Dignum, F., García-Camino, A., Noriega, P., Rodríguez-Aguilar, J. A., Sierra, C. **Operationalisation of Norms for Electronic Institutions.** December 2006 Coordination, Organizations, Institutions, and Norms in Agent Systems II: AAMAS 2006 y ECAI 2006 International Workshops, COIN 2006 Hakodate, Japan, May 9, 2006 Riva del Garda, Italy, August 28, 2006. Revised Selected Papers.

<sup>46</sup> Garrido-Luna, L., Brena, R., Sycara, K. P. (1998). **Towards Modeling Other Agents: A Simulation-Based Study.** *Proceedings of the First International Workshop on Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation.*

<sup>47</sup> <http://www.aic.ecs.soton.ac.uk/>

<sup>48</sup> <http://www.orchid.ac.uk/>

y oportunista y cuidado pervasivo de la salud, entre otros. En el CICESE se desarrolló la plataforma SALSA,<sup>49</sup> específicamente diseñada para dar soporte a las aplicaciones de inteligencia ambiental. Varias instituciones mexicanas colaboraron en el proyecto europeo Ubi-Health,<sup>50</sup> orientado a la aplicación de cómputo ubicuo a la salud, incluyendo el desarrollo de técnicas de representación, inferencia y aprendizaje, particularmente cuando se tiene información escasa e incompleta.

Los agentes, ya sean humanos o computacionales, frecuentemente cambian sus políticas de acción. Recientemente en el INAOE se ha trabajado en agentes que se pueden adaptar a los cambios de otros agentes, basados en conceptos de teoría de juegos y aprendizaje por refuerzo; esto le permite al agente tomar la mejor decisión considerando un modelo de sus oponentes o colaboradores, según sea el caso. Para ello aprende un modelo del otro(s) agente(s) que se representa como un MDP, el cual se revisa y actualiza continuamente.<sup>51</sup> Esto se ha aplicado a agentes para los mercados de energía, área en la que el INAOE colabora con varias instituciones mexicanas en el proyecto del Centro Mexicano de Innovación en Energía Eólica.<sup>52</sup>

### 1.10.5. Ontologías

La investigación en ontologías se ha desarrollado desde finales de los años ochenta en varias instituciones como la Universidad de las Américas de Puebla (UDLAP), el Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN (CINVESTAV), la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla (BUAP), el Colegio de Postgraduados de Chapingo, el Centro de Investigación en Compu-

<sup>49</sup> Rodríguez, M. D., Favela, J. (2012). **Assessing the SALSA architecture for developing agent-based ambient computing applications.** *Science of Computer Programming*, 77(1):46-65.

<sup>50</sup> <http://www.ubihealth-project.eu/>

<sup>51</sup> Hernandez-Leal, P., Rosman, B., Taylor, M. E., Sucar, L. E., Muñoz de Cote, E. (2016). **A Bayesian Approach for Learning and Tracking Switching, Non-Stationary Opponents.** *Proceedings of the 2016 International Conference on Autonomous Agents & Multiagent Systems (AAMAS)*, pp. 1315-1316.

<sup>52</sup> <http://www.cemieeolico.org.mx/>

tación del Instituto Politécnico Nacional (CIC-IPN) y la Universidad Autónoma Metropolitana (UAM), entre otras.

El proceso de adquisición de conocimiento de un dominio específico realizado por los humanos es una tarea lenta, costosa y con alta probabilidad de inconsistencia. Para abordar este problema, en el CINVESTAV se han hecho propuestas para la construcción automática de ontologías a partir del análisis de grandes cantidades de texto.<sup>53</sup> En dicha investigación se propusieron dos modelos de aprendizaje a partir de texto proveniente de documentos no estructurados en inglés. Estos modelos se basan en *Latent Dirichlet Allocation* (LDA)<sup>54</sup> y la Hipótesis Distribucional,<sup>55</sup> los cuales permiten descubrir de manera efectiva los temas cubiertos por los documentos del corpus de texto.

El enriquecimiento automático de las ontologías es un tema de creciente interés debido al enorme volumen de datos disponibles para ser incorporados como conocimiento activo en los sistemas inteligentes. En el CIC-IPN se han propuesto técnicas novedosas para adquirir nuevo conocimiento de manera incremental y automática, manteniendo la consistencia de la base de conocimientos.<sup>56</sup> En particular, se propuso el método *Ontology Merging*<sup>57</sup> (OM) que incluye un algoritmo para fusionar/unir dos ontologías (obtenidas de documentos de la Web) de manera automática (sin intervención humana) para producir una tercera ontología que considere el manejo de inconsistencias y redundancias entre las ontologías originales. El uso

---

<sup>53</sup> Ocampo-Guzman, I., Lopez-Arevalo, I., Sosa-Sosa, V. (2009). **Data-driven approach for ontology learning.** En *6th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control*, Toluca, México, pp. 1-6.

<sup>54</sup> Blei, D. M., Ng, A. Y., Jordan, M. I. (2003). **Latent dirichlet allocation.** *Journal of machine Learning research*, 3:993-1022.

<sup>55</sup> Sahlgren, M. (2008). **The distributional hypothesis.** *Italian Journal of Linguistics*, 20(1):33-54.

<sup>56</sup> Cuevas A.D., Guzmán-Arenas A. (2010). **Automatic Fusion of knowledge stored in Ontologies.** *Intelligent Decision Technologies* 4(1):5-19.

<sup>57</sup> Idem.

repetido de OM permite la adquisición de mucha información del mismo tópico. Otro procedimiento para construir ontologías de manera supervisada encuentra conceptos relevantes en forma de frases temáticas y relaciones no jerárquicas en el corpus de documentos.<sup>58</sup>

Otras aplicaciones mexicanas importantes de las ontologías incluyen:

- Proyecto GeoBase, del Colegio de Postgraduados de Chapingo, cuyo objetivo es construir una base ontológica geoespacial para apoyar la investigación geomática en la gestión de recursos agrícolas y naturales.<sup>59</sup> Los elementos de la base de datos geoespaciales se originan del análisis de imágenes y de la manipulación de datos geográficos. Este proyecto posibilita las consultas semánticas basadas en ontologías.
- Ontología para la creación del Sistema Sinóptico de Calidad Ambiental (EQSS),<sup>60</sup> que integra los datos requeridos a partir de sitios de Internet y datos concentrados por diferentes organismos como INEGI, CONABIO, SEMARNAT, CNA, entre otros. La ontología propuesta se basa en el conocimiento del sistema EQSS el cual posee una arquitectura similar a la de los sistemas expertos para la toma de decisiones con conocimiento sobre la calidad ambiental y la interacción con el Sistema de Información Geográfica (SIG).
- Ontología genérica para video-vigilancia, que incluye los elementos visuales, objetos y acciones que son relevantes para los sistemas de

---

<sup>58</sup> Toledo I., Martínez-Luna G., Guzmán-Arenas A. (2012). **Automatic building of an ontology from a corpus of text documents using data mining tools.** *Journal of Applied Research and Technology* 10(3):398-404.

<sup>59</sup> Fernández Y., Medina-Ramírez C., Soria-Ruiz J. (2014). **Geographic metadata and ontology based satellite image management.** *IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 117-120.

<sup>60</sup> Cabrera-Cruz, R. B. E., Alarcón-Ruiz, E., Rolón-Aguilar, J. C., Nava-Díaz, S. W., Otazo-Sánchez, E. M. Aviléz, R. P. (2015) **Developing Ontology Systems as a Base of an Environmental Quality Management Model in México.** *Journal of Environmental Protection*, 6:1084-1093.

video vigilancia automática.<sup>61</sup> Mediante la ontología se pueden realizar procesos de razonamiento para inferir situaciones de interés a partir de detecciones elementales; por ejemplo, si se detecta a una persona que lleva un objeto, lo deja y sigue caminando, se podría inferir una posible situación peligrosa al haber un objeto abandonado.

### 1.10.6. Combinaciones de métodos

Otras investigaciones combinan varios de los métodos descritos en las secciones 1.2, 1.3 y 1.4, con teoría de juegos, razonamiento probabilista, métodos sub-simbólicos, etc. Por ejemplo, en el CINVESTAV se desarrolló un modelo matemático y de simulación computacional de juegos complejos, colectivos y de tablero,<sup>62</sup> así como la modelación y simulación de la selección de estrategias en dichos juegos. Algunas situaciones específicas incluyen: i) Deportes colectivos como béisbol, fútbol americano y fútbol soccer,<sup>63</sup> ii) De bienes sociales como la “Tragedia de los Comunes”; iii) De tablero como el juego de Go.<sup>64</sup> Para la selección de estrategias en los juegos deportivos y sociales se utiliza el concepto de equilibrio, en particular el de Nash. Para el aprendizaje de estrategias se utilizan las redes neuronales, tanto clásicas como profundas. La probabilidad y estadística se utilizan para determinar la frecuencia de ocurrencia de las jugadas y el nivel de los jugadores o equipos particulares. La estrategia se complementa con el modelo de Ising,<sup>65</sup> sobre interacción de elementos en fenómenos de alta incertidumbre y con transiciones de fase.

---

<sup>61</sup> Hernández-Leal, P., Escalante, H. J., Sucar, L. E. (2017). **Towards a Generic Ontology for Video Surveillance.** En E. Sucar et al. (Eds.): AFI 2016, LNICST 179, Springer, pp. 3-7.

<sup>62</sup> Alvarado, M., Yee, A. (2012). **Nash equilibrium for collective strategy reasoning.** *Journal of Expert Systems with Applications*, 39(15):12014-12025.

<sup>63</sup> Yee, A., Campirán, E., Alvarado, M. (2016). **Gaming and strategic choices to American football game.** *Int. journal of mathematical and computational methods*, 1:355-371..

<sup>64</sup> Yee, A., Alvarado, M. (2012). **Pattern Recognition and Monte-Carlo Tree Search for Go Gaming Better Automation.** En *Ibero-American Conference on Artificial Intelligence, IBERAMLA-2012*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 11-20.

<sup>65</sup> Lee, T. D., Yang, C. N. (1952). **Statistical theory of equations of state and phase transitions. II. Lattice gas and Ising model.** *Physical Review*, 87(3):410.

## 1.11. Retos y perspectivas

Las tecnologías de conocimiento y razonamiento darán lugar en los próximos años a nuevos desarrollos y aplicaciones de los diferentes enfoques, metodologías y técnicas.

Aunque en la actualidad los sistemas proposicionales, lógicos y lingüísticos no son muy populares, debido principalmente al auge del aprendizaje automático, este tipo de representaciones seguirán siendo de gran utilidad especialmente cuando se requiera transparentar lingüísticamente la cadena inferencial y las relaciones entre los efectos y sus causas.

Los modelos probabilistas, por su parte, tendrán un campo de aplicación muy amplio en problemas con incertidumbre, incluyendo aplicaciones en la salud, el sector energía, juegos (serios y de entretenimiento), robótica de servicio, etc. Otra área con gran dinamismo es la de los modelos gráficos causales, que no sólo representan relaciones de dependencia estadística sino también relaciones causa-efecto. En México se empieza a incursionar en esta área en el modelado de las relaciones de conectividad efectiva en el cerebro mediante redes bayesianas causales,<sup>66</sup> así como en modelos predictivos para la detección temprana de fragilidad en los adultos mayores.

Un área más en desarrollo es la combinación de representaciones basadas en la lógica de predicados y representaciones probabilistas, con el fin de capitalizar las bondades de ambos sistemas: alta expresividad y manejo de incertidumbre. Estas representaciones tienen diversas variantes y se conocen como modelos relacionales probabilistas. En México se han aplicado al reconocimiento de objetos en imágenes.<sup>67</sup>

---

<sup>66</sup> Montero-Hernández, S. A., Orihuela-Espina, F., Herrera-Vega, J., Sucar, L. E. (2016). **Causal Probabilistic Graphical Models for Decoding Effective Connectivity in Functional Near InfraRed Spectroscopy**, FLAIRS, AAAI Press, 2016.

<sup>67</sup> Ruiz, E., Sucar, L. E. (2014). **Recognizing Visual Categories with Symbol-Relational Grammars and Bayesian Networks**, CIARP, LNCS 8827, pp. 540-547.

Una de las tendencias principales en las propuestas de sistemas basados en agentes es la integración con ambientes de cómputo ubicuo e Internet de las Cosas (IoT, por sus siglas en inglés).<sup>68</sup> Los escenarios del cómputo ubicuo, en que múltiples procesadores y sensores están integrados al ambiente, proveen servicios de manera transparente, pero se requiere coordinarlos de forma distribuida, siguiendo los métodos de los sistemas multi-agentes, tales como la negociación. Por ejemplo, la generación actual de domótica, basada en dispositivos conectados que se controlan por medio del celular y de reglas simples pronto llegará a su límite —no podemos controlar 50 dispositivos de forma centralizada si hay interacciones complejas entre ellos— y será necesario emplear un enfoque de delegación, típico de los agentes inteligentes. Al pasar del Internet de los usuarios humanos al IoT se abren grandes oportunidades. Para abordar esta problemática se integró la línea de investigación “Sistemas Ubicuos Multi-agentes” de la Red Temática RedTIC desde el 2011 en la que participaron varios miembros de AMEXCOMP.

Otra tarea pendiente es el diseño e implementación de procesos autónomos denominados agentes ontológicos para modelar y recuperar información disponible en repositorios digitales y resolver los problemas de interoperabilidad semántica.

Aunque la investigación sobre ontologías y modelos basados en grafos ha sido intensa durante varias décadas todavía queda mucho por hacer. Particularmente, es necesario realizar mayor experimentación y explorar más profundamente las propuestas de modelado del conocimiento aplicadas a grandes volúmenes de datos como los disponibles en Internet.

---

<sup>68</sup> Gubbi, J., Buyya, R., Marusic, S., Palaniswami, M. (2013). **Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions**. *Future generation computer systems*, 29(7):1645-1660.

