

Representación conexionista y procesamiento del discurso*

Mauricio Iza Mikeleiz**
Universidad de Málaga

Jesús Ezquerro
Universidad del País Vasco

Resumen: El conexionismo, tratando de simular el procesamiento de discurso humano, ha desarrollado varias técnicas para la representación de *frames* y *scripts*. Estos modelos son capaces de solucionar algunas de las limitaciones de los sistemas clásicos. En concreto, los sistemas clásicos son incapaces de controlar cuándo se necesita activar un *chunk* de conocimiento y qué parte de tal *chunk* ha de estar más activada. En cambio, los sistemas conexionistas pueden utilizar grados de activación para tratar este caso. Sin embargo, estos modelos también tienen alguna limitación como modelos de la mente humana. Finalmente, se analiza la plausibilidad de los enfoques híbridos.

Palabras clave: Conexionismo, Esquemas, Representación del conocimiento, Procesamiento de discurso

Title: Connectionist representation and discourse processing.

Abstract: Trying to simulate human discourse processing, connectionism has developed several approaches in order to represent frames and scripts. These models are able to go far beyond of some of the shortcomings of classical systems. Specifically, classical systems are unable to control when a chunk of knowledge has to be activated, and with the issue of what part of the chunk should be more activated. Instead, connectionist systems admit to use activation degrees for dealing with this issue. However, connectionist models have also some limitations if considered as models of human mind. Finally, the plausibility of hybrid approaches is analysed.

Key words: Connectionism, Schema, Knowledge representation, Discourse processing

1. Introducción

En el campo de la representación del conocimiento hay diversos enfoques que tratan de explicar cómo se organiza el conocimiento sobre conceptos y acontecimientos o eventos almacenados en la MLP. Los modelos de red (Quillian, 1968) y los modelos de rasgo (Rips *et al.*, 1973) son incapaces de dar cuenta del modo en que las personas recuperan información relevante desde la memoria. Con el fin de solucionar este problema, algunos enfoques recientes han propuesto redes complejas de conocimiento específico de dominio. En contra de las propuestas anteriores, basadas en la "pura asociación" {1}, las estructuras altamente organizadas más recientes, tales como los "frames" (Minsky, 1975) o los esquemas (Rumel-

hart y Ortony, 1977){2}, asumen que la información que reside en la memoria está dotada de estructura interna. En las anteriores aproximaciones, el papel "activo" de los sujetos era relativamente pequeño comparado con el que se asigna a los sujetos en estos últimos: "frames" y estructuras análogas comparten la idea de que los agentes reorganizan su representación del mundo durante el procesamiento, adaptándolo a estructuras previas o esquemas.

Las teorías propuestas por Minsky (1975), y, Rumelhart y Ortony (1977) son en la actualidad ampliamente aceptadas tanto en Inteligencia Artificial (Winograd, 1975; Charniak, 1975), como en Psicología (Schank y Abelson, 1977). En estos campos, las estructuras de conocimiento y los procesos de inferencia asociados se utilizan para representar el significado de conceptos y oraciones dentro de un dominio particular. Es decir, para modelar cómo progresan las personas al procesar y comprender discursos específicos.

La comprensión de textos puede concebirse como una secuencia de fases de procesamiento específicas cuyo resultado final es una representación mental semántica completa. Debe tenerse en cuenta que esta representa-

* **Agradecimientos:** Este trabajo ha sido realizado con el apoyo del Proyecto de Investigación PS95-0098 del Ministerio de Educación y Ciencia.

** **Dirección para correspondencia:** M. Iza Mikeleiz. Dpto. Psicología Básica. Facultad de Psicología y Ciencias de la Educación. Universidad de Málaga. Campus de Teatinos s/n. 29071 Málaga (España). E-mail: iza@uma.es

ción mental no consiste sólo en una representación del texto, más bien consiste en una representación de aquello acerca de lo que trata el texto. En general, esta representación puede referirse a estados y acontecimientos particulares y generales. Desde un punto de vista psicológico, es necesario aplicar a esta representación mental, una vez se ha producido, la noción de "coherencia". Dado que la coherencia de las representaciones depende principalmente del contenido de relaciones internas, ésta puede ser lograda incluso en ausencia de marcadores superficiales lingüísticos{3}.

Por otro lado, es bien conocido que durante el procesamiento del discurso se requiere hacer uso de una cantidad enorme de conocimiento mundano, cotidiano, para realizar la tarea con éxito (ver, por ejemplo, Charniak, 1975; Norman *et al.*, 1975; Schank y Abelson, 1977). El problema es que a medida que crece la base de conocimiento, el problema sobre cómo organizarla en particiones tratables pasa a convertirse en más y más difícil. El problema de organizar adecuadamente nuestro conocimiento está crucialmente implicado en una amplia variedad de dominios cognitivos (Minsky, 1975). Algunos investigadores en IA han intentado ver de qué modo están representadas nuestras teorías del mundo mediante el uso de conceptos primitivos básicos como piezas de construcción (Schank y Abelson, 1977){4}. Sin embargo, una razón que explica por qué tales enfoques han tenido tan poco éxito, es que tratan los conceptos como piezas rígidas. Debemos tener en cuenta que, de hecho, éstos son inestables y flexibles{5}.

Algunas de las propiedades de los modelos conexionistas, como la dependencia del contenido, el aprendizaje y la flexibilidad, los convierten en una herramienta apropiada para intentar solucionar algunas de las limitaciones de los sistemas clásicos. De hecho, la investigación conexionista ha intentado construir estructuras de conocimiento capaces de categorizar objetos con el fin de comprender discursos. En la siguiente sección, se describirán los intentos de representar estructuras altamente organizadas, tales como *frames* y esquemas, en

sistemas conexionistas. Posteriormente, examinaremos cómo utilizan estas estructuras los modelos conexionistas con objeto de construir representaciones mentales de textos.

2. Representación de conocimiento en sistemas conexionistas

La perspectiva conexionista tiene como objetivo investigar los niveles subsimbólicos que subyacen a los formalismos de alto nivel tales como esquemas, sistemas de producción, etc., que son utilizados por el paradigma cognitivo (Smolensky, 1988). Los conexionistas mantienen que la representación mental no puede ser explicada adecuadamente apelando a la analogía con las características computacionales de una máquina Turing-von Neumann. En contraste con los enfoques proposicionales simbólicos clásicos, afirman que el conocimiento no puede estar localizado, ya que no se encuentra almacenado como tal conocimiento. Según el enfoque conexionista, el conocimiento es el resultado de la activación de una red de conexiones entre unidades muy simples (similares, pero no identificables, a las neuronas). En una red conexionista, el proceso computacional total está descrito en términos de las interacciones entre miles de procesadores restringidos. La representación de conocimiento es distribuida a través de estas redes formadas por unidades y conexiones. Por tanto, recuperar un determinado contenido representacional supone una reconstrucción{6}. Una cuestión importante, sin embargo, es cómo se codifica en tales sistemas el *input* y el *output*.

2.1. Codificación en redes conexionistas

En los enfoques distribuidos, los conceptos *input/output* se representan como diferentes patrones de activación sobre el mismo conjunto de unidades. Las propiedades que se obtienen son las siguientes: (i) es posible asociar conceptos similares y generalizar propiedades al compartir los mismos subpatrones de acti-

vidad, y (ii) el sistema es robusto contra el ruido y el daño (Hinton *et al.*, 1986).

En las redes conexionistas, se han aplicado varias técnicas para formar patrones de representación distribuida:

1. **Codificación de microrrasgos semánticos.** Esta técnica es utilizada, por ejemplo, por McClelland y Kawamoto (1986) para tratar la tarea de asignación caso-rol (véase, también, Hinton, 1981). Cada concepto se clasifica a lo largo de un conjunto predeterminado de dimensiones, tales como humano/no-humano, masculino/femenino, etc. Una unidad de procesamiento (o un grupo de unidades) es asignada a cada microrrasgo, y la clasificación resulta ser un patrón de actividad sobre el conjunto de unidades. Este tipo de representación es, por sí mismo, significativo. Resulta posible extraer una gran cantidad de información con sólo mirar a la representación, sin necesidad de una red entrenada para interpretarla. De este modo, varios sistemas diferentes pueden utilizar directamente los mismos patrones de representación y pueden usarlos para comunicarse.

Sin embargo, los patrones deben estar precodificados y permanecen fijos. La ejecución no puede ser optimizada adaptando las representaciones a tareas y datos reales. Puesto que todos los conceptos tienen que ser clasificados a lo largo de las mismas dimensiones, el número de dimensiones se torna excesivo, y muchas de ellas son irrelevantes para conceptos particulares (por ejemplo, el género de *roca*). Decidir qué dimensiones son las más apropiadas para utilizar es un grave problema. Con respecto a su carácter secuencial surge la cuestión epistemológica de **si el proceso de decidir qué dimensiones utilizar es justificable o no**. Las representaciones *hand-coded* siempre tienen un carácter *ad hoc*. En algunos casos, se corre seriamente el riesgo de convertir la tarea en trivial a base de realizar una codificación astuta de las representaciones *input*.

2. **Desarrollar representaciones internas en las capas ocultas de una red de retropropagación** puede evitar estos problemas. Consideremos, por ejemplo, la representación del árbol familiar de Hinton (1986). Normalmente, una red de este tipo consiste en *input*, *output* y tres capas ocultas. Las capas *input* y *output* son localistas, esto es, se dedica exactamente una unidad a cada concepto. Las capas *ocultas* cercanas a las capas *input* y *output* contienen considerablemente menos unidades, de tal modo que estas capas se ven forzadas a formar patrones de actividad distribuidos comprimidos para los conceptos *input/output*. El desarrollo de estos patrones tiene lugar como una parte esencial del aprendizaje de la tarea de procesamiento, y acaban reflejando las regularidades de la tarea (véase, Hinton, 1986).

Esta aproximación, sin embargo, plantea el problema de que no trata la cuestión de codificar las representaciones *input/output*. El sistema no trata con la representación *per se*; más bien éstas se desarrollan como un efecto lateral de modificar los pesos para mejorar la realización de la tarea. Los patrones no están disponibles fuera del sistema. Las capas desarrollan sus patrones de actividad independientemente. Cada concepto tiene dos representaciones diferentes: una como *input* y otra como un concepto *output*. Estos patrones de actividad son **ayudas de procesamiento internas, locales**, más que representaciones *input/output* que pueden ser utilizadas en otros ambientes.

3. La última técnica es **FGREP** (Forming Global Representations with Extended backPropagation; Miikkulainen y Dyer, 1988). En este sistema, las representaciones también se desarrollan automáticamente mientras la red va aprendiendo la tarea de procesamiento, haciendo uso de la retropropagación de la señal de error {7}. Miikkulainen y Dyer extienden la retropropagación estándar a representaciones. Pueden mejorar una representación concreta, única, para cada concepto, separando las representaciones de la red y tratándolas como almacenadas en

una red externa (un lexicón), de tal modo que se garantiza la desambiguación y hace posible la comunicación utilizando estas representaciones. Tales representaciones evolucionan para mejorar la ejecución del sistema en la tarea de procesamiento, favoreciendo una asociación y generalización al azar. En general, los microrrasgos de la representación resultante no son identificables. Los diferentes aspectos de un *ítem input* están distribuidos sobre todo el conjunto de unidades de un modo holográfico, convirtiendo al sistema en particularmente robusto contra el daño. Cada representación también transporta expectativas sobre sus posibles contextos (Miikkulainen y Dyer, 1989a).

Debido a que las simulaciones de representación están basadas principalmente en estos tipos de representación, éstas centran sus problemas en la distinción tipo/caso, la representación de categorías léxicas, y la representación de estructura gramatical {8}. Los resultados sugieren que las representaciones conexionistas pueden tener, realmente, estructura interna, de modo que son capaces de ofrecer una conducta sistemática {9}; además, un mecanismo sensible al contexto es capaz de capturar generalizaciones en varios grados de abstracción. Esta habilidad de aprender estructura a partir de *inputs* parece crucial a la hora de representar las estructuras altamente organizadas.

2.2. *Chunks* de conocimiento conexionistas

Como las redes semánticas, el conexionismo también intenta explicar las estructuras altamente organizadas, por ejemplo, los esquemas. Las representaciones de esquema han sido, en general, especificaciones vagas de un grupo de elementos que co-ocurren de un modo esperado. En las aproximaciones conexionistas, la teoría de esquema puede tener una forma explícita capaz de predecir interrelaciones entre objetos (Rumelhart, Smolensky, McClelland y Hinton, 1986). Los elemen-

tos de los esquemas pueden estar representados como unidades individuales en una red conexionista. Las fuerzas de conexión entre las unidades están determinadas por la frecuencia de co-ocurrencia de varios objetos del esquema. Una red conexionista puede mostrar cómo pueden construirse los esquemas con información ausente (e información interpretada incorrectamente), para hacerla más consistente con el esquema actual.

Bajo esta idea, las características inherentes de los sistemas conexionistas (tales como, satisfacción de múltiples restricciones y aprendizaje) pueden resultar útiles para solucionar algunos problemas de los sistemas de IA. Por ejemplo, la asignación caso/rol requiere tener en cuenta simultáneamente todas las restricciones posicionales, contextuales y semánticas. Es sabido que los sistemas conexionistas están particularmente bien equipados para esta tarea. Otro problema relacionado es el problema del reconocimiento (de *frame* o *script*). A este respecto, algunos sistemas conexionistas tales como los Mapas de Rasgo Jerárquicos para reconocimiento de *script* (Miikkulainen, 1990a) tienen dos objetivos a seguir:

- (i) mostrar cómo la taxonomía jerárquica de *scripts*, pistas (*tracks*) y ligamientos de rol puede ser extraída a partir de ejemplos de historias basadas en *script*,
- (ii) mostrar cómo la taxonomía *script* puede funcionar como organización de la memoria episódica.

Los mapas de rasgo jerárquico tienen un número de propiedades que los hacen útiles para la organización de memoria:

- a. los aspectos más salientes de los datos *input* se separan, y casi todos los recursos se concentran en ellos,
- b. la organización tiene lugar de un modo no-supervisado, se extrae a partir de los ejemplos *input*,
- c. la clasificación es muy robusta, y normalmente correcta, incluso si el vector *input* es ruidoso o incompleto.

La jerarquía de un mapa de rasgo es una pirámide organizada de acuerdo con la taxonomía jerárquica de historias basadas en *script*:

script (restaurant), pistas (*fast-food*, café) y roles (hamburguesa, pescado). La jerarquía de mapas recibe una representación de historia como *input* y la clasifica como una instancia de un particular *script*, pista y ligamientos de rol. En otras palabras, la jerarquía de mapas ofrece una única representación de memoria para cada historia basada en *script*.

Las historias (ejemplos de *script*) en estos sistemas son ejemplificaciones de secuencias de eventos con ligamientos de rol específicos. La taxonomía reconoce una historia como una instancia de un particular *script*, pista y ligamiento de rol, y le asigna sólo una localización de memoria. Las representaciones de historias incompletas son rellenadas automáticamente en cuanto resultan reconocidas. Cada historia en el conjunto de entrenamiento es presentada por la concatenación de representaciones caso/rol de sus oraciones. Una representación caso/rol consiste en grupos de componentes, con patrones distribuidos, que indican los rellenos de los roles semánticos superficiales de la oración (Hinton, 1981).

Las representaciones caso/rol están compuestas por un procesador frontal separado que consiste en un *parser* basado en la técnica FGREP previa del sistema DISCERN (Miikkulainen, 1990b; Miikkulainen y Dyer, 1989a). Esta red lee secuencialmente una oración *input*, es decir, palabra a palabra, y, produce una representación caso/rol como su *output*. Para cada rol se desarrolla sólo una representación del relleno genérico (por ejemplo, persona) por el analizador de oraciones. Las representaciones para diferentes instancias de relleno se forman a partir de esta representación genérica. La propuesta es crear dos instancias diferentes con aproximadamente la misma semántica superficial (Miikkulainen y Dyer, 1989b; Miikkulainen, 1990b) {10}. La representación de la historia que resulta del *script*, analizada por los módulos FGREP, se envía a la memoria episódica. La memoria episódica, implementada en la jerarquía mapa de rasgo, la clasifica como una instancia de un *script*, pista y ligamiento de rol, y crea una traza apropiada en el mapa {11}.

La taxonomía jerárquica de *script* se obtiene a partir de ejemplos de representaciones de historias. La estructura piramidal está predefinida y fija, y los mapas se autoorganizan, un nivel en cada ocasión, de arriba a abajo. Cada unidad determina independientemente cómo comprimir sus vectores *input*, encontrando los componentes con la menor varianza. El proceso de organización es muy eficiente, ya que utiliza sub-objetivos jerárquicos. El mapa más alto en la jerarquía actúa como un filtro eligiendo los *ítems input* relevantes para cada mapa de menor nivel y comprimiendo la representación de estos *ítems* hacia los componentes más relevantes. El mapa más bajo en la jerarquía es el que forma las distinciones más detalladas entre las historias.

Siguiendo este tipo de representación, la descomposición de cada *script* en pistas y roles se obtiene automáticamente e independientemente para cada uno, a partir de ejemplos de instancias de *script*, en un proceso no-supervisado de auto-organización. La estructura resultante es una pirámide jerárquica de mapas de rasgo {12}. El proceso simula el aprendizaje humano seleccionando gradualmente los *scripts* hallados con más frecuencia, en tanto en cuanto estos *scripts* están representados como los más detallados.

En general, los modelos conexionistas son sensibles al contexto y pueden ofrecer respuestas graduadas a pequeñas diferencias en los estímulos. Sin embargo, la conducta lingüística parece estar caracterizada algunas veces por patrones abstractos poco sensibles al contexto. Otra cuestión es si los modelos sensibles al contexto (por ejemplo, asignaciones por defecto) también son capaces de obtener generalizaciones altamente abstractas. A continuación, analizaremos estas dos cuestiones tal y como se plantean durante el procesamiento de textos.

3. Procesamiento del discurso

La comprensión del lenguaje es un proceso donde un sujeto, al leer o al escuchar, descifra una oración en un conjunto de concep-

tos{13}. En la mayor parte de los casos, los procesos de comprensión consisten en el intento de hacer explícito lo que se encuentra implícito en una oración o situación. A menudo, lo que se expresa en una oración es sólo una pequeña parte de lo que el hablante-escritor trata de transmitir. Normalmente, una gran parte de la información se deja como implícita y el trabajo de nuestra mente consiste en completar lo que ha no sido literalmente emitido. Evidentemente, la información adicional requerida proviene de la memoria, y se incorpora durante el proceso de comprensión. Incluso aprendemos a realizar predicciones o conjeturas acerca de lo que vamos leyendo.

Durante el procesamiento de discurso tienen lugar varios procesos. De acuerdo con Schank (1986), estos procesos se pueden desglosar del siguiente modo: (i) el proceso de **análisis**: Este proceso consiste en una mirada léxica en un diccionario 'mental' (incluso teniendo en cuenta que el contexto que subyace a una palabra determina su significado), e identificación de eventos (un proceso que consiste en acoplar los conceptos, que han sido obtenidos a través de la mirada léxica, en una descripción de evento o estado); (ii) realización de **inferencias**: Este proceso se da al mismo tiempo que la identificación de eventos, y consiste en realizar conjeturas sobre lo que el escritor tiene en mente, además de lo que dice explícitamente. Este proceso tiene dos sub-procesos: relleno de espacios en blanco, e identificación de objetivo. (iii) **conexión de eventos**: Este último proceso conecta el *input* actual con la información previa. Por ejemplo, en la desambiguación de sentidos de palabra, están involucrados los siguientes aspectos: contexto de conocimiento; algún mecanismo para hallar asociaciones entre palabras próximas; algún mecanismo para manejar las claves de desambiguación sintáctica; otro mecanismo para manejar las negociaciones de selección (restricción-reconciliación) entre palabras ambiguas; e inferencia, como un último recurso (véase, Hirst, 1987).

La lectura es considerada, por consiguiente, como un proceso interactivo multinivel. Es

decir, el texto debe ser analizado a varios niveles, con unidades de análisis que van desde las letras hasta el texto como un todo. Además, para procesar los rasgos explícitos de un texto, el lector debe transmitir una cantidad considerable de conocimiento pre-existente al proceso de comprensión de lectura. La interacción entre procesos basados en texto y procesos basados en conocimiento, y entre niveles dentro de cada proceso es esencial para la comprensión de la lectura.

La comprensión se ejecuta tanto de arriba a abajo como de abajo a arriba. La comprensión está "dirigida" tanto por conceptos pre-existentes como por los "datos" producidos por el texto. Además, dado que el significado está determinado sólo parcialmente por el texto mismo, la lectura debe ser un proceso constructivo, inferencial, caracterizado por la formación y comprobación de hipótesis sobre lo que trata el texto. Por consiguiente, este proceso es similar en muchos aspectos a la solución de problemas. No obstante, es necesario señalar tres características relevantes de estas hipótesis. Primero, pueden ser tácitas. Segundo, una hipótesis representa una **posible** interpretación que podrá ser más tarde continuada o rechazada. Tercero, parte de la estructura de una hipótesis consiste en una especificación de aquellas piezas de evidencia que la mantienen o contradicen.

Para los lectores entrenados, el procesamiento arriba-abajo y abajo-arriba se da simultáneamente en todos los niveles de análisis, según se va avanzando a lo largo del texto. Por consiguiente, el lector es capaz de hacer un uso óptimo, sin esfuerzo, de su información sobre el contenido del texto, la redundancia del lenguaje y el medio contextual. Los procesos arriba-abajo aseguran que la información de orden más bajo, consistente con las expectativas del lector, será fácilmente asimilado, dado que esta información ya había sido parcialmente procesada. Mientras tanto, los procesos abajo-arriba aseguran que el lector va a ser alertado con respecto a información nueva, o a información que no encaja con sus hipóte-

sis acerca del contenido del texto (véase, Rumelhart, 1980).

Un aspecto central en la lectura es, por consiguiente, la cantidad de conocimiento previo que poseemos, en tanto nos ayuda a determinar el significado de lo que estamos leyendo. Entendemos todo lo que oímos/leemos en términos de lo que ya sabemos, es decir, en términos de lo que ya está almacenado en nuestras memorias. La habilidad para realizar inferencias depende, en gran medida, del conocimiento del mundo del agente. En la siguiente sección, veremos algunos modelos conexionistas de procesamiento basados en las estructuras altamente organizadas.

3.1. Procesamiento conexionista

Como se ha mencionado anteriormente, se han propuesto algunos modelos conexionistas con el objeto de explicar el procesamiento del lenguaje natural. Los primeros trabajos conexionistas en este campo se centraban en los siguientes aspectos:

1. **Redes no-secuenciales**, puramente paralelas, que asocian un patrón sintáctico con un patrón semántico (roles temáticos; McClelland y Kawamoto, 1986; St. John y McClelland, 1988). Por ejemplo, McClelland y Kawamoto (1986) muestran que un modelo PDP puede aprender a asociar una representación sintáctica en su capa *input* con una representación semántica (*caso-frame*) en su capa *output*, y generalizar a nuevas oraciones. Esta memoria semántica puede ser el residuo del solapamiento de trazas episódicas, puesto que, en los modelos conexionistas, el conocimiento se almacena en las conexiones entre unidades de procesamiento.
2. **Redes secuenciales** donde sólo existe un patrón *input* constituido de letras o palabras (auto-asociador). En estos sistemas, la red detecta regularidades en la distribución de letras en palabras y de palabras en oraciones (Elman, 1988). Estas redes parecen más plausibles que las anteriores desde un punto de vista psicológico (Jordan, 1986; Elman,

1988). Por ejemplo, Jordan (1986) utiliza una red con unidades 'plan' y conexiones recurrentes (entre unidades *output* y unidades *plan*) donde el *output* es una secuencia de palabras. En otros trabajos, tales unidades 'plan' han sido sustituidas por unidades 'ojo' (Sopena, 1988). Las conexiones recurrentes y las unidades 'plan' proporcionan memoria asociativa a la red {14}.

Este tipo de red puede tener una doble tarea: (i) extraer información estructural contenida en la oración, y (ii) extraer información estructural sobre el medio {15}. Algo similar ocurre cuando una red procesa *inputs* con una estructura común. Una red conexionista es capaz de extraer los *chunks* de conocimiento compartidos por varias oraciones o historias. Aquí, nos centraremos en el procesamiento conexionista basado en *chunks* de conocimiento, tales como *frames* o *scripts*.

3.1.1. Frames

El problema de encontrar las inferencias requeridas para comprender oraciones, es decir, la selección de *frame*, es central en el razonamiento de alto nivel. Por otra parte, este problema se complica por el efecto adicional del contexto que, a menudo, produce la reinterpretación en *frames* que compiten. Estos problemas conducen claramente hacia dos sub-problemas en la selección de *frame*: **compromiso de frame** y **reinterpretación**. ¿Cuándo se compromete un sistema por una interpretación más que por otra?. Y en tal caso, ¿cómo el nuevo contexto da lugar a que la interpretación cambie?.

Los sistemas basados en reglas dinámicas, tales como BORIS (Dyer, 1983), han logrado algún éxito al realizar inferencia y selección de *frame* para tareas de alto nivel. No obstante, sus mecanismos de procesamiento son a menudo extraordinariamente complejos. Están gobernados por grandes conjuntos de reglas frágiles (y algunas veces *ad hoc*) que normalmente cambian con cada tipo de estructura de conocimiento modelada. Los *inputs* ambiguos se convierten en especialmente difíciles para un

tratamiento basado en reglas, ya que requiere reglas de vuelta-atrás (*back-tracking*) a menudo, que resultan complejas y costosas cuando es requerida la reinterpretación.

Las redes localistas, dotadas con difusión de activación, fueron diseñadas para tratar estos problemas durante la comprensión del lenguaje natural. Concretamente, para tratar el problema de resolución de ambigüedades utilizando conocimiento evidencial. Por ejemplo, Lange y Dyer (1988, 1989) describen ROBIN (*Role Binding and Inferencing Network*). ROBIN tiene todos los avances de las aproximaciones localistas previas. Además, trata con problemas de ligamientos dinámicos de rol, inferencia y selección de *frames*. Las redes localistas en las que ROBIN codifica sus redes semánticas están compuestas de unidades conexionistas (Feldman y Ballard, 1982) que realizan cálculos simples en sus *inputs*: suma, suma con umbral y decaimiento o maximización. Las conexiones entre las unidades están ponderadas y son excitatorias o inhibitorias.

ROBIN utiliza conexiones estructuradas de nodos para codificar *frames*. Cada *frame* tiene uno o más roles. Cada rol tiene expectativas y restricciones lógicas en sus rellenos. Todos los *frames* pueden relacionarse con otro o más *frames*, existiendo caminos entre los roles correspondientes para la inferencia. La difusión de activación desde un *frame* a *frames* relacionados, tiene lugar cuando también se dan las restricciones en los rellenos de rol, ins-

tanciando automáticamente otros *frames*, y realizando procesos de inferencia y selección de *frames*.

Como en los modelos locales previos, las redes de ROBIN tienen un nodo para cada *frame* conceptual conocido en la red. Las relaciones entre conceptos están representadas por conexiones ponderadas entre los nodos. La activación de un nodo conceptual es **evidencial**, de acuerdo con la cantidad de evidencia disponible para un concepto y la probabilidad de ser seleccionado en el contexto actual. Sin embargo, representar sólo la cantidad de evidencia disponible para un concepto no es suficiente para tareas de inferencias complejas. El ligamiento de rol requiere algunos medios para **identificar** un concepto que está siendo limitado dinámicamente a un rol en áreas separadas de la red.

ROBIN incorpora una estructura adicional para tratar con variables y ligamientos de rol dinámicos. Cada concepto en la red tiene sólo un valor de activación que lo identifica, denominado su **signatura**. Se crea un ligamiento dinámico cuando un nodo ligamiento alcanza la activación de una signatura de concepto. Las signaturas se propagan a través de caminos de nodos ligamiento para instanciar dinámicamente caminos de inferencia candidatos, que son seleccionados por activación **evidencial** en la estructura semántica de la red (ver Figura 1).

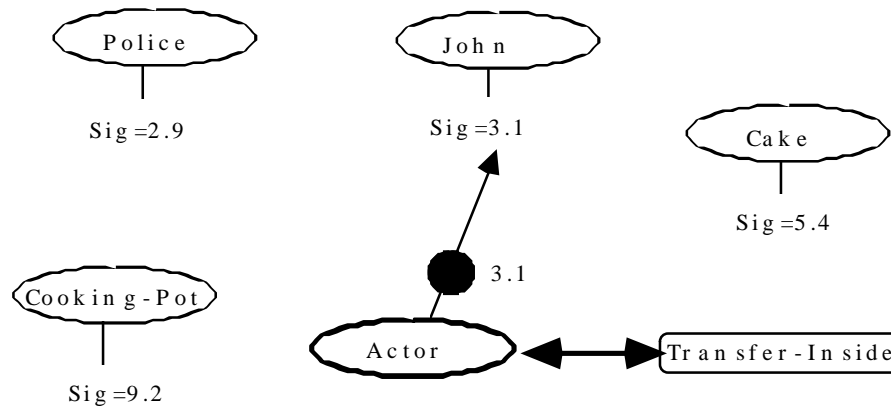


Figura 1. El ligamiento virtual del nodo de rol Actor de la acción *Transfer-Inside* con *John* está representado por el hecho que su nodo ligamiento (el círculo oscuro) tiene la misma activación (3.1) que el nodo signatura de *John*. El *frame Transfer-Inside* completo está representado por el grupo de nodos que incluye el nodo conceptual *Transfer-Inside*, un nodo conceptual para cada uno de sus roles (sólo se ha mostrado el rol de Actor), y los nodos de ligamiento para cada uno de sus roles (Lange y Dyer, 1989).

En orden a la implementación, los enlaces que permiten la propagación de signatura y activación evidencial desde un *frame* a otro son recaudados por nodos que implementan el proceso de selección de *frames*. Sólo se permite a la activación pasar de un *frame* a otro *frame* relacionado cuando los ligamientos de rol emparejan las restricciones de ligamiento del *frame* candidato. Estas restricciones lógicas de ligamiento son calculadas por grupos de nodos que comparan los ligamientos de signatura de *frame* con las restricciones de ligamiento del candidato (véase, Lange, 1989).

Para la selección de ligamientos de rol ambiguos, todos los significados ambiguos de una palabra están resringidos a un rol con activación de signatura. La interpretación de la red acerca de qué ligamiento se selecciona en un momento dado es el ligamiento cuyo concepto tiene la mayor activación evidencial. Dado que todos los candidatos de ligamiento se propagan hasta que se ha completado el procesamiento, ROBIN es capaz de tratar con la reinterpretación de significado sin volver atrás.

Por ello ROBIN es capaz de concentrarse en tareas de inferencia de alto nivel y de selección de *frame* que los modelos conexionistas previos eran incapaces de manejar. Al mismo tiempo, realiza desambiguación semántica e reinterpretación, problemas a menudo difíciles para los sistemas simbólicos. Sin embargo, algunos autores han criticado este sistema con respecto a algunos aspectos tales como el uso de un valor único para cada signatura, proponiendo nuevos modelos de ligamiento dinámico (véase Shastri y Ajjanagadde, 1993).

3.1.2. Procesamiento de "script" y memoria

Los enfoques de esquema (Rumelhart, 1980; Schank y Abelson, 1977) ven la memoria humana como organizada por pequeños paquetes de conocimiento denominados esquemas. Si un paquete de conocimiento está definido como alguna secuencia de eventos relacionados causalmente, entonces se le denomina "esquema causal" o "script".

Los enfoques tradicionales de esquemas han tenido éxito al tratar con esquemas que cambian poco de una experiencia a otra. Con todo, no han tenido tanto éxito al tratar con instancias de esquemas nuevas o poco comunes. La razón es, como también se ha señalado, que los enfoques simbólicos tradicionales de *scripts* utilizan *frames* demasiado rígidos. Por ello son incapaces de adecuarse a la flexibilidad y combinación de *script* que tienen lugar en los procesos de comprensión de las personas.

Un reciente intento de carácter simbólico (Kintsch y Mannes, 1987) añade un mecanismo de control adicional -de co-ocurrencia temporal y ordenamiento entre *items*- para la composición de pistas dinámicas{16} en un modelo psicológico estándar de recuperación desde una memoria asociativa. En lugar de representar los *scripts* como grandes estructuras, utilizan partes más pequeñas de *script* como unidades básicas de análisis. En este nuevo enfoque, los *scripts* no existen como estructuras estáticas, sino que se crean como respuestas a alguna demanda existente en la situación o tarea. Sin embargo, tienen una limitación seria, a saber, las relaciones temporales entre diferentes episodios del *script* son estáticas.

La mayoría de los intentos actuales de modelar esquemas difieren de esta aproximación. Se intenta centrar el asunto en los conceptos de esquemas de un modo abajo-arriba: la composición de esquemas surge a partir de un conjunto de rasgos primitivos (como el trabajo de Rumelhart *et al.* (1986) en esquemas de habitación). Por ejemplo, el sistema de mapa de rasgos jerárquico de Miikkulainen (1990a; véase, también, Kohonen, 1984) reconoce una historia *input* como una instancia de un *script* particular clasificándola en tres niveles: *scripts*, pistas y ligamientos de rol. La taxonomía de reconocimiento se extrae automática e independientemente para cada *script* a partir de ejemplos de instancias de *script* en un proceso auto-organizativo no-supervisado. Sin embargo, la clasificación de historias es puramente estadística. No hay modo de incluir información semántica para guiar el proceso,

como sucede en el enfoque de aprendizaje supervisado{17}.

En resumen, los modelos conexionistas son capaces de aprender secuencias de eventos y abstraer generalizaciones a partir de los *inputs*, que pueden resultar útiles durante el procesamiento. Sin embargo, se necesita todavía un mayor esfuerzo para poder mostrar cómo un sistema conexionista podría extraer estructuras más abstractas, tales como los MOPs de Schank (1982), a partir del procesamiento de diferentes tipos de *scripts* (escenas). De acuerdo con Schank, tenemos información sobre las escenas, u otras estructuras generales, que están implicadas en *una visita al dentista*, y tenemos información sobre qué coloraciones específicas de cada escena se realizan (esto es, porque es una sala de espera particular). Las memorias específicas, estandarizadas o no como *scripts*, están así ancladas a memorias más generales que aquellas con las que se relacionan.

4. Discusión general

4.1. Conocimiento para comprensión del discurso

En los procesos de lectura los sujetos deben construir una representación de la información contenida en el texto. Los investigadores han propuesto dos tipos principales de representación. Según el primer tipo, los textos están representados como proposiciones que, junto con las inferencias, constituyen la microestructura del texto (Kintsch y van Dijk, 1978; McKoon y Ratcliff, 1980). De acuerdo con el segundo, se asume que la comprensión se basa en elementos representacionales que reflejan los rasgos de las situaciones del mundo real descritas en el texto (Schank y Abelson, 1977; Sanford y Garrod, 1981). Por otro lado, algunos autores piensan que un enfoque combinado muestra que ambos tipos de representación contribuyen a la comprensión (van Dijk y Kintsch, 1983; Johnson-Laird, 1983).

El primer tipo de representación se basa en una teoría previa sobre la representación

del significado en la memoria. De acuerdo con este punto de vista, las **proposiciones** son unidades de representación de significado cuyos contenidos son conceptos lexicales completos, y no "primitivos semánticos" (Schank y Abelson, 1977; Rumelhart y Ortony, 1977). Los conceptos proposicionales pueden ser **argumentos** -aquellas entidades sobre las que trata el texto- o **predicados** -conceptos de carácter relacional o modificadores-, siendo sus reglas de interconexión estudiadas por la gramática de caso (Fillmore, 1971). Por otro lado, al modelar los procesos de comprensión de discurso, los investigadores comparten como un supuesto básico que algunas piezas del texto pueden ser entendidas en la medida en que pueden ser relacionadas con un estereotipo situacional (*frame* o *script*).

Ya se ha mencionado que los esquemas son representaciones complejas, o de "nivel más alto", que refieren a conceptos genéricos de todo tipo: objetos, situaciones y secuencias de eventos y acciones. Esta visión parece un enfoque fiable para analizar la comprensión (Bartlett, 1932; Rumelhart y Ortony, 1977; Schank y Abelson, 1977). Por un lado, la comprensión de texto consiste en buscar la configuración de esquemas que den cuenta adecuadamente del significado de tal texto (Rumelhart, 1980). Por otro lado, los esquemas activos durante la comprensión permiten rellenar los "valores ausentes". Es decir, permiten la realización de inferencias sobre los contenidos esquemáticos no explicitados en el texto (Rumelhart y Ortony, 1977; Schank y Abelson, 1977).

Las teorías basadas en *scripts* parecen claras, puesto que separan un componente manejable de la cognición, claramente bien definido. Los *scripts* son intuitivamente plausibles y bien apoyados por la evidencia experimental (por ejemplo, Bower *et al.*, 1979; Sanford y Garrod, 1981; Sharkey y Mitchel, 1985; Sharkey y Sharkey, 1987). Por otra parte, suministran una teoría computacional, similar en espíritu a la teoría de los *frames* de representación en IA (Minsky, 1981). La idea clave detrás de estos dos enfoques es la de conocimiento esquemá-

tico: las personas organizan el conocimiento sobre objetos, eventos y situaciones familiares en términos de prototipos o esquemas. Un esquema contiene una representación para el conocimiento común, compartido por todas las instancias, y un número de *slots* que toman diferentes valores para diferentes instancias.

Los *scripts* son secuencias regulares de eventos y es posible aprender estas estructuras y sus relaciones jerárquicas a partir de la experiencia. Por lo tanto, los *scripts* ofrecen una herramienta para organizar la experiencia, contribuyendo así a explicar cómo las personas desarrollan nuevos esquemas. Los *scripts* son útiles para la comprensión del lenguaje natural ya que permiten una comunicación eficiente. En textos narrativos, muchos detalles están ausentes porque pueden ser completados fácilmente por el lector utilizando conocimiento estereotipado. Por otra parte, los textos más complejos contienen referencias a varios *scripts*. En este caso, la comprensión requiere reconocer y aplicar varios *scripts* al mismo tiempo. Los *scripts* se utilizan para conectar partes del texto, esto es, son herramientas poderosas para construir una representación completa de la historia.

4.2. Procesamiento clásico versus conexionista

En inteligencia artificial clásica, los *scripts* están representados como cadenas causales de eventos con varios roles abiertos (Schank y Abelson, 1977; Dyer *et al.*, 1987). Con el fin de aplicar este conocimiento a un historia, se requiere identificar el *script* relevante y completar sus roles con los constituyentes reales de la historia. Una vez reconocido el *script*, y los roles instanciados, las oraciones se contrastan con eventos en el *script*. Así pueden ser inferidos los eventos no mencionados en la historia, pero que forman parte de la cadena causal. Incluso, pueden así ser inferidos algunos rellenadores de rol no especificados en la historia.

Los programas simbólicos muestran el poder de la teoría *script* durante el procesamiento de textos sobre acontecimientos cotidianos.

Sin embargo, no explican de dónde provienen los *scripts*, es decir, dejan en el aire el problema de cómo se aprende el conocimiento sobre *scripts* a partir de la experiencia. En los sistemas simbólicos, las representaciones de *script*, sus reglas de instanciación e inferencias, deben ser diseñadas por el programador teniendo ejemplos particulares en mente. Resulta fácil ver que en este tipo de modelos las instrucciones de procesamiento deben ser realizadas con datos particulares en mente. Estos modelos simbólicos no pueden aprender a partir de propiedades estadísticas de los datos, sólo pueden realizar lo que el programador establece explícitamente. Por ejemplo, estos modelos deben ser implementados con reglas específicas para situaciones específicas (Dyer, 1983; Schank y Abelson, 1977). La generalización a *inputs* previamente encontrados sólo es posible si existe una regla que especifique cómo se tiene que hacer ésto. Las representaciones de estas reglas y su aplicación es a menudo muy compleja. El enfoque basado únicamente en reglas explícitas parece poco natural, dado que algunas operaciones, tales como la expectación y la generalización, son inmediatas y de bajo nivel para las personas.

En los sistemas conexionistas, sin embargo, las expectativas y las generalizaciones emergen automáticamente a partir del carácter distribuido del procesamiento. Las estructuras de conocimiento resultantes no tienen representaciones explícitas. Por ejemplo, un *script* existe en una red neuronal como una conjunto de correlaciones estadísticas codificadas en los pesos. Todo *input* es automáticamente emparejado en paralelo con toda correlación. No se da una instanciación todo-o-nada de una estructura de conocimiento particular. Las correlaciones más fuertes, o las más probables, dominarán dependiendo de lo bien que emparejen el *input*, pero todas ellas son activadas simultáneamente durante todo el tiempo (Miikkulainen y Dyer, 1991).

Se han propuesto varios modelos conexionistas para *scripts*. En estos modelos, el reconocimiento del *script* apropiado, su instanciación e inferencias, emergen automáticamente a

partir de la representación de la historia *input* de un modo distribuido. También se han presentado mecanismos conexionistas para procesar secuencias causales (Golden, 1986), para conectar múltiples *scripts* (Sharkey *et al.*, 1986), para ligamiento de rol (Dolan y Dyer, 1987) y para aprender inferencias a partir de ejemplos (Miikkulainen y Dyer, 1989b; Miikkulainen, 1990b). Sin embargo, las representaciones de *script* tienen que ser aún codificadas previamente, por lo que permanecen fijas en estos modelos. Por otro lado, prácticamente todos los modelos simbólicos van más allá de las simples instanciaciones de *script* cuando modelan la comprensión de historias. Los textos complejos contienen referencias a varios *scripts*, y múltiples *scripts* pueden estar activos al mismo tiempo. Las historias basadas estrictamente en instanciaciones de *scripts* sencillos no son especialmente interesantes. Una historia razonable contiene eventos poco comunes, o eventos que se desvían del *script*. Se han desarrollado algunos sistemas simbólicos para tratar con estos problemas (Dyer, 1983; Schank y Abelson, 1977). Estos sistemas están basados en estructuras y procesos de conocimiento de nivel más alto, tales como objetivos, planes, afectos, creencias y estructuras de argumento.

Los sistemas conexionistas no intentan, por el momento, la comprensión de historias a este nivel. Trabajan bien cuando tratan con regularidades, pero no manejan fácilmente el procesamiento de eventos poco comunes o inesperados (en tanto en cuanto las inferencias requeridas están basadas en regularidades estadísticas) {18}.

Por otra parte, tanto los modelos sólo simbólicos como los modelos exclusivamente conexionistas, parecen tener dificultades para dar cuenta del contenido y secuencialidad de los *scripts*. Para subsanar estas dificultades se han propuesto los sistemas híbridos. Por ejemplo, Mannes y Doane (1991) ofrecen un modelo híbrido que permite modelar conducta *scriptal* de acuerdo con los cuatro criterios siguientes:

- 1. El modelo debe ser capaz de reproducir ítems asociados a un *script* sin intrusiones desde otros *scripts*. criterio *script*.

- 2. El modelo debe ser capaz de razonar sobre tales eventos para producirlos en un orden temporal restringido: criterio temporal.
- 3. El modelo debe ser capaz de violar esta temporalidad en aquellos casos donde los pasos y las acciones tienen que realizarse fuera del orden, y debe hacerlo sin crear un conflicto con la estructura causal del episodio: criterio de violación temporal.
- 4. El modelo debe ser capaz de comenzar en un punto del *script*, y suministrar las acciones restantes (esto es, debe ser capaz de tratar con *scripts* parciales): criterio parcial.

Con estas bases, Mannes y Doane revisaron las estructuras y modelos de conocimiento propuestos anteriormente. En su opinión, ni los *frames*, ni el modelo de Kintsch y Manes (1987), se ajustan al tercer criterio. Las relaciones temporales entre diferentes episodios de *script* son estáticas^{19}. Igualmente, el modelo conexionista de Rumelhart *et al.* (1986) no puede tratar el segundo criterio. En su opinión, esta limitación podría solucionarse con la recurrencia (Jordan, 1986) y el *feedback* retardado (Kohonen *et al.*, 1981). Estas herramientas permiten obtener instancias múltiples de un mismo concepto, pero los modelos parecen tener problemas con el último criterio.

Dentro de los modelos híbridos, los procesos basados en reglas (es decir, reglas de producción) construyen representaciones proposicionales simbólicas, mientras que los procesos paralelos producen una interpretación del *input*. Por ejemplo, el modelo CI de comprensión de discurso de Kintsch (1988) también tiene reglas de producción para procesar la es-

tructura sintáctica de la oración. Sin embargo, es difícil ver cómo se pueden aprender nuevas representaciones proposicionales. Además, surge una "explosión" de conocimiento durante la construcción de la microestructura. Esta última limitación parece "poco natural" y necesita algunos mecanismos de control con el fin de ser evitada.

Para concluir, la tarea de especificar el conocimiento necesario para comprender textos es enorme, llena de dificultades prácticas y teóricas. Además, el trabajo acerca de cómo se utiliza el conocimiento tropieza con complejidades no resueltas que no resultan aparentes a primera vista. Por ejemplo, se ha comprobado que es muy difícil especificar los procesos por los que las oraciones se interpretan según el contexto. Las reglas combinatorias no pueden ser extendidas hasta abarcar todo el contexto, ya que darían lugar a una explosión combinatoria. En cambio, lo que parece suceder es que las interpretaciones tentativas se desarrollan inmediatamente, y que se utilizan en tanto en cuanto generan interpretaciones plausibles del discurso subsiguiente. No obstante, aparecen múltiples problemas nuevos al intentar especificar cómo estas interpretaciones tentativas se desarrollan en primer lugar (Charniak, 1982), cómo se utilizan para interpretar el discurso subsiguiente (Anderson y Shiffrin, 1980; Rumelhart y Ortony, 1977) y cuáles son los límites de la reinterpretación (Anderson y Pichert, 1978). En resumen, darse cuenta de que el contexto guía las interpretaciones deja aún sin especificar una gran cantidad de procesos complejos.

Notas

{1} El conocimiento está representado asumiendo que los conceptos que están relacionados forman una red.

{2} Y aquellos otros enfoques relacionados con el trabajo de Bartlett (1932).

{3} Los procesos utilizados en comprensión y la estructura general de la representación construida a partir de textos, son normalmente considerados como independientes del contexto. Sin embargo, algunas características del contenido resultan relevantes, especialmente, las relaciones in-

ternas que reproducen la estructura particular de un contenido más o menos plausible.

{4} El conocimiento sobre conceptos en un dominio específico ha sido normalmente modelado por medio de redes semánticas complejas de proposiciones. Así, mientras los *frames* caracterizan el conocimiento de conceptos, los *scripts* caracterizan el conocimiento de eventos típicos. Ambos enfoques intentan representar explícitamente el conocimiento general del mundo, y no sólo el conocimiento de conceptos. Al representar este conoci-

- miento, los aspectos convencionales de una situación, tales como las mesas y sillas de un restaurante, pueden ser tratados como elementos **por defecto**. Estos elementos se suponen presentes, incluso si no se les menciona, a menos que el lector/oyente sea informado específicamente.
- {5} Un caso que puede ilustrar estas dificultades es el hecho de que uno de los principales problemas de estos sistemas es su dificultad para acoger mecanismos de aprendizaje. Rumelhart y Norman (1981) tratan de solucionar esta dificultad sugiriendo que nunca aprendemos esquemas nuevos sino modificaciones de los previos.
- {6} Esta concepción está inspirada en la realización de una máquina Boltzmann (Rumelhart y McClelland, 1986).
- {7} La retropropagación estándar produce una señal de error para cada unidad de la capa oculta. Propagando la señal una capa más allá, hasta la capa *input*, las representaciones pueden ser cambiadas 'como si fueran pesos en conexiones que entran en la capa *input*'.
- {8} En el procesamiento del lenguaje natural (oraciones), algunos modelos conexionistas (*parsers*) son capaces de abstraer una gramática a partir de los inputs (véase, por ejemplo, Elman, 1989; Sopena, 1991; Miikkulainen, 1990b; Miikkulainen y Dyer, 1989b).
- {9} En realidad, este es un punto muy controvertido, que ha dado lugar a una fuerte polémica, particularmente desde que Fodor y Pylyshyn (1988) y Pinker y Prince (1988) pusieran en cuestión, replicando a Smolensky (1988), la capacidad de los sistemas conexionistas para dar cuenta del carácter sistemático y productivo del pensamiento. En esta polémica se mezclan habitualmente dos líneas argumentales que conviene distinguir. Una es la de si la sistematicidad es una propiedad característica del pensamiento, y la otra es la cuestión acerca de si los sistemas conexionistas son capaces de exhibir una conducta sistemática. Naturalmente, una respuesta afirmativa a la primera cuestión, y otra negativa a la segunda, no serían compatibles, a no ser que el precio a pagar fuese el abandono de la plausibilidad psicológica de los modelos conexionistas. No obstante, el problema se torna algo más complicado una vez que se entra en pormenores. El argumento de J. Fodor descansa en dos supuestos a su vez controvertidos. El primero es la aceptación previa de la hipótesis del lenguaje del pensamiento, que necesita argumentación independiente; el segundo es la tesis de que el lenguaje natural tiene carácter composicional en el sentido en que lo es la lógica clásica. Una vez aceptados estos dos supuestos, parece seguirse la conclusión de que el lenguaje del pensamiento es composicional. Pero debe notarse que el argumento es circular, pues se atribuyen al lenguaje interno -el pensamiento- las propiedades del lenguaje externo, a la vez que se asume que el primero es la causa del segundo. Tratando de corregir esta circularidad, Fodor y LePore (1991) han reconocido que solamente pretende decir que la composicionalidad del lenguaje interno es la hipótesis que mejor explica, hoy por hoy, la sistematicidad y productividad de la conducta lingüística, una actitud más compatible con las posiciones habituales dentro del conexionismo. Estas posiciones aceptan el carácter sistemático y productivo del lenguaje -aunque no tanto su carácter composicional en sentido concatenativo-, pero sostienen que los mecanismos cognitivos internos que lo producen no tienen por qué poseer las mismas características. En cualquier caso, el esfuerzo de los defensores del conexionismo por mostrar que los sistemas conexionistas puramente distribuidos pueden llegar a poseer estructura interna, ha sido notable en los últimos años, sin que se hayan llegado a obtener resultados satisfactorios. De ahí viene el atractivo de los sistemas híbridos, que tratan de combinar las ventajas de los sistemas clásicos y los conexionistas.
- {10} La red, mientras está aprendiendo la tarea de asignación caso/rol, también desarrolla representaciones distribuidas para las palabras. Las representaciones resultantes reflejan las regularidades en el uso de las palabras y sus significados (Miikkulainen y Dyer, 1989a).
- {11} El subsistema generador revierte el proceso de análisis.
- {12} De este modo, la memoria episódica es un sistema jerárquico de mapas de rasgo combinado con un mecanismo de traza en el mapa de rasgo (Miikkulainen, 1990b). La jerarquía de mapas suministra la organización para la memoria, y la técnica de traza en el mapa se utiliza para implementar las trazas de memoria.
- {13} Estos conceptos no se limitan por sí mismos a expresar el significado de lo que ha sido escuchado o leído, también constituyen los bloques de constructos sobre los que la mente puede operar. Es decir, después que un agente decodifica un mensaje en conceptos, debe ejecutar inferencias para hallar el significado, ya que éste puede coincidir o no con el significado literal.
- {14} Sin embargo, el efecto de co-articulación obtenido por el sistema de Jordan no es tan interesante en sintaxis, donde las propiedades seriales son más importantes que las propiedades paralelas (véase, Sopena, 1991).
- {15} Pueden obtenerse aún mejores resultados utilizando, como una parte del input, el *item* previo de la secuencia output, y haciendo *feedback* solamente con las unidades ocultas (Elman, 1988).
- {16} Una pista es un *item* o una pareja de *items* utilizado para comprobar otros *items* desde memoria.
- {17} Estos modelos tienen dificultades al producir series de *items* ordenados temporalmente, esto es, no pueden tratar con el problema del esquema organizado temporalmente, como lo hacen Golden (1986) y otros. Mannes y Doane (1991) señalan que ellos pueden tratar con *scripts* parciales. Por otra parte, el problema de la secuencialidad puede ser tratado en modelos tales como el de Jordan (1986).
- {18} Para tratar con algunos procesos de más alto nivel de los sistemas IA, debemos tener en cuenta el problema de la inferencia dinámica (véase Shastri y Aijanagadde, 1993).
- {19} Tampoco se ajusta a los criterios primero y cuarto ya que requieren más flexibilidad.

Referencias

- Anderson, R.C. y Pitchert, J.W. (1978). Recall of previously unrecalled information following a shift in perspective. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 17, 1-12
- Anderson, R.C. y Shiffrin, Z. (1980). The meaning of words in context. En R. J. Spiro, B.C. Bruce y W.F. Brewer (Eds.), 1980, *Theoretical Issues in Reading Comprehension*, Hillsdale, NJ: LEA, pp. 331-348.
- Bartlett, F.C. (1932). *Remembering: A Study in Experimental and Social Psychology*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Bower, G.H., Black, J.B. y Turner, T.J. (1979). Scripts in memory for text. *Cognitive Psychology*, 11, 177-220.
- Charniak, E. (1975). Organization and inference in a frame-like system of common knowledge. En *Proceedings of Theoretical Issues in Natural Language Processing: An Interdisciplinary Workshop*. Cambridge: Bolt Beranek and Newman.
- Dolan, C. y Dyer, M.G. (1987). *Symbolic schemata in connectionist memories: Role binding and the evolution of structure*. Technical Report UCLA-AI-87-11, Artificial Intelligence Laboratory, University of California, LA.
- Dyer, M.G. (1983). *In-Depth Understanding: A Computer Model of Integrated Processing for Narrative Comprehension*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Elman, J.L. (1988). *Finding structure in time*. CRL Technical Report 8801, Center for Research in Language, University of California, San Diego.
- Elman, J.L. (1989). Structured representations and connectionist models. En *Proceedings of the 11th Annual Conference of the Cognitive Science Society*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Feldman, J.A. y Ballard, D.H. (1982). Connectionist models and their properties. *Cognitive Science*, 6(3), 205-254.
- Fodor, J.A. y LePore, E. (1991). Why meaning (probably) isn't conceptual role. *Mind & Language*, 6, 328-343.
- Fodor, J.A. y Pylyshyn, Z.W. (1988). Connectionism and Cognitive architecture: A critical analysis. *Cognition*, 28, 3-71.
- Golden, R.M. (1986). Representing causal schemata in connectionist systems. En *Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society*. Amherst: LEA.
- Hinton, G.E. (1981). Implementing semantic network in parallel hardware. En J.A. Anderson y G.E. Hinton (Eds.), 1981, *Parallel Models of Associative Memory*, Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Hinton, G.E. (1986). Learning distributed representations of concepts. En *Proceedings of the Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society* (pp. 1-12). Hillsdale, NJ: LEA.
- Hinton, G.E., McClelland, J.L. y Rumelhart, D.E. (1986). Distributed Representations. En J.L. McClelland, D.E. Rumelhart, y the PDP research group (Eds.), 1986, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. II*, Cambridge, MA: Bradford, MIT Press, pp. 111-141.
- Hirst, G. (1987). *Semantic Interpretation and the Resolution of Ambiguity*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Johnson-Laird, P.N. (1983). *Mental Models*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Jordan, M.L. (1986). Serial order: A parallel distributed processing approach. *ICS Report 8604*, Institute for Cognitive Science, UCLA.
- Kintsch, W. (1977). *Memory and Cognition*. New York: Wiley.
- Kintsch, W. y Mannes, S.M. (1987). Generating scripts from memory. En J. Hoffman y E. van der Meer (Eds.), *Knowledge Aided Information Processing*. Amsterdam: North-Holland.
- Kintsch, W. y van Dijk (1978). Towards a model of text comprehension and production. *Psychological Review*, 85, 363-394.
- Kohonen, T. (1984). *Self-Organization and Associative Memory*. Berlin: Springer-Verlag.
- Kohonen, T., Oja, E. y Letio, P. (1981). Storage and processing of information in distributed associative memory systems. En J.A. Anderson y G.E. Hinton (Eds.), 1981, *Parallel Models of Associative Memory*, Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Lange, T. (1989). *High-Level Inferencing in a Localist Network*. Master's Thesis, Computer Science Dept., University of California, Los Angeles.
- Lange, T. y Dyer, M.G. (1988). Dynamic, non-local role bindings and inferencing in a localist network for natural language understanding. En *Proceedings of IEEE Conference on Neural Information Processing Systems - Natural and Synthetic (NIPS-88)*, Denver, Colorado.
- Lange, T. y Dyer, M.G. (1989). *Frame selection in a connectionist model of high-level inferencing*. Technical Report UCLA-AI-89-05, Computer Science Department, UCLA.
- Mannes, J.M. y Doane, S.M. (1991). A hybrid model of script generation: or getting the best from both worlds. *Connection Science* 3, 61-87.
- McClelland, J.L. y Kawamoto, A.H. (1986). Mechanisms of sentence processing: Assigning roles to constituents of sentences. En McClelland y Rumelhart (Eds.), 1986, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. I*, Cambridge, MA: Bradford, MIT Press, pp. 272-326.
- McKoon, G. y Ratcliff, R. (1980). The comprehension processes and memory structures involved in anaphoric reference. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behaviour*, 19, 668-682.
- Miikkulainen, R. (1990a). Script recognition with hierarchical feature maps. *Connection Science*, 2, 83-101.
- Miikkulainen, R. (1990b). *A neural network model of script processing and memory*. TR UCLA-AI-90-03, Artificial Intelligence Laboratory, Computer Science Department, UCLA.
- Miikkulainen, R. y Dyer, M.G. (1988). Forming global representations with extended backpropagation. En *Proceedings of the IEEE Second Annual International Conference on Neural Networks (ICNN-88)*, San Diego, CA.
- Miikkulainen, R. y Dyer, M.G. (1989a). *A modular neural network architecture for sequential paraphrasing of script-based stories*. Technical Report, Computer Science Department, UCLA.

- Miikkulainen, R. y Dyer, M.G. (1989b). Encoding input/output representations in connectionist cognitive systems. En D.S. Touretzky, G.E. Hinton y T.J. Sejnowski (Eds.), *Proceedings of the 1988 Connectionist Models Summer School*, Los Altos, CA: Morgan-Kaufmann.
- Miikkulainen, R. y Dyer, M.G. (1991). Natural language processing with modular PDP networks and distributed lexicon, *Cognitive Science*, 15, 343-399.
- Minsky, M. (1975). A framework for representing knowledge. En J. Haugeland (Ed.), 1981, *Mind Desing*, Cambridge, MA: MIT Press, pp. 95-128
- Norman, D.A., Rumelhart, D.E. y LNR Research Group (1975). *Explorations in Cognition*, San Francisco: Freeman.
- Pinker, S. y Prince, A. (1988). On language and connectionism: Analysis of a parallel distributed processing model of language acquisition. *Cognition*, 28, 73-193.
- Quillian, M.R. (1968). Semantic memory. En M. Minsky (Ed.), *Semantic Information Processing* (pp. 227-270), Cambridge, MA: MIT Press.
- Rips, L.J., Shoben, E.J. y Smith, E.E. (1973). Semantic distance and the verification of semantic relations. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 12, 1-20.
- Rumelhart, D.E. (1980). Schemata: The building blocks of cognition. En R.J. Spiro, B.C. Bruce y W.F. Brewer (Eds.), 1980, *Theoretical Issues in Reading Comprehension*, Hillsdale, NJ.: LEA, pp. 33-58.
- Rumelhart, D.E. y Norman, D.A. (1981). Analogical processes in learning. En J.R. Anderson (Ed.), 1981, *Cognitive Skills and Their Acquisition*, Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Rumelhart, D.E. y Ortony, A. (1977). The representation of knowledge in memory. En R.C. Anderson, R.J. Spiro y W.E. Montague (Eds.), *Schooling and the Acquisition of Knowledge*. Hillsdale, NJ: LEA.
- Rumelhart, D.E., Smolensky, P., McClelland, J.L. y Hinton, G.E. (1986). Schemata and sequential thought processes in PDP models. En J.L. McClelland, D.E. Rumelhart y the PDP Research Group (Eds.), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. II*, Cambridge, MA: Bradford, MIT Press, pp. 253-298.
- Sanford, A.J. y Garrod, S.C. (1981). *Understanding Written Language: Explorations in Comprehension Beyond the Sentence*. Chichester: John Wiley.
- Schank, R.C. (1982). *Dynamic memory*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Schank, R.C. (1986). *Explanation Patterns: Understanding Mechanically and Creatively*. Hillsdale, NJ: LEA.
- Schank, R.C. y Abelson, R.P. (1977). *Scripts, Plans, Goals and Understanding* Hillsdale, NJ: LEA.
- Sharkey, N.E. y Mitchell, D.C. (1985). Word recognition in a functional context: the use of scripts in reading, *Journal of Memory and Language*, 24, 253-270.
- Sharkey, N.E. y Sharkey, A.J.C. (1987). What's the point of integration? The loci of knowledge based facilitation in sentence processing, *Journal of Memory and Language*, 26, 255-276.
- Shastri, L. y Ajanagadde, V. (1993). From simple associations to systematic reasoning: A connectionist representation of rules, variables, and dynamic bindings using temporal synchrony, *Behavioral and Brain Sciences*, 16 (4), 417-494
- Smolenski, P. (1988). On the proper treatment of connectionism, *Behavioral and Brain Sciences*, 11, 1-74.
- Sopena, J.M. (1988). *Verbal description of visual blocks world using neural networks*. Technical Report UB-DPB-88-10, Departamento de Psicología Básica, Universidad de Barcelona.
- Sopena, J.M. (1991). *ERSP: A distributed connectionist aprser hat uses embodied squences to represent structure*. TR UB-PB-1-91, Departamento de Psicología Básica, Universidad de Barcelona.
- St.John, M.F. y McClelland, J.L. (1988). *Learning and applying contextual constraints in sentence comprehension*. AIP Technical Report, Pittsburgh, PA: Carnegie Mellon University, Departments of Computer Science and Psychology, and University of Pittsburgh, Learning Research and Development Center (Artificial Intelligence, 46: 217-258, 1990).
- van Dijk, T.A. y Kintsch, W. (1983). *Strategies of Discourse Comprehension*, New York: Academic Press.
- Winograd, T. (1975). Frame representations and the declarative-procedural controversy. En D.G. Bobrow y A.M. Collins (Eds.), *Representation and Understanding Studies in Cognitive Science*, New York: Academic Press.

(Artículo recibido: 16-6-98, aceptado: 22-11-99)