Aplicación de la Red de Hopfield a la búsqueda de conceptos relevantes en un tesauro de descriptores

Gonzalo Génova Fuster
Departamento de Informática. Universidad Carlos III de Madrid
Avda. Universidad 30, 28911 Leganés (Madrid), España
E-mail: ggenova@inf.uc3m.es
http://www.inf.uc3m.es/

Resumen. En este trabajo se describe el algoritmo propuesto por H. Chen y T. Ng para aplicar la red de Hopfield a la búsqueda de conocimiento en una red conceptual (tesauro de descriptores). A la descripción acompaña una implementación del algoritmo de búsqueda, con ligeras variantes respecto a la versión de Chen y Ng, y el comentario de los resultados obtenidos.

Abstract. In this technical report it is described the algorithm proposed by H. Chen and T. Ng to apply Hopfield's network to knowledge search in a conceptual network (descriptors thesaurus). The description is accompanied by an implementation of the searching algorithm, with some light variations with respect to Chen and Ng's version, and by comments on the results obtained.

1 Introducción

En las disciplinas de recuperación de la información el primer paso es clasificar, pero el segundo paso es recuperar aquello que se ha clasificado. En los últimos años se han desarrollado una serie de técnicas que tratan de automatizar o semiautomatizar tanto la clasificación como la recuperación de información. Una de las formas típicas de almacenar información es mediante bases documentales indexadas por un conjunto de términos carácterísticos denominados "descriptores", que representan los conceptos fundamentales del dominio de trabajo. Estos descriptores pueden organizarse como una lista plana, pero al tratarse de conceptos interrelacionados es más útil el uso de un tesauro de descriptores [ISO, 1986], que además de los propios términos recoge también las relaciones semánticas entre ellos.

Correspondiendo al primer paso, la clasificación de información, Chen y Lynch publicaron una técnica para la generación automática de redes conceptuales a partir de bases de datos documentales [Chen y Lynch, 1992]. La técnica se basaba en la frecuencia de co-ocurrencia de los términos en los documentos, y el conocimiento resultante quedaba representado en una red semántica donde los nodos representaban conceptos y los enlaces con peso indican la relevancia relativa que un concepto tiene para sus vecinos. La técnica ha tenido una gran difusión como método para construir automáticamente tesauros de descriptores [Velasco, 1998], o al menos para orientar su construcción manual.

Posteriormente, Chen y Ng propusieron un algoritmo con objeto de sortear las limitaciones de la navegación manual en un tesauro, la fase de recuperación de información, que suele ser una búsqueda laboriosa y exigente [Chen y Ng, 1995]. La navegación manual tipo hipertexto presenta dos problemas clásicos: el "problema de la divagación" (el propio sistema confunde y

desorienta al usuario) y el "fenómeno del museo de arte" (el sistema hace que los usuarios pierdan mucho tiempo sin aprender nada en concreto). Para conseguir el refinamiento de las consultas e identificar conceptos relevantes de modo eficiente y sin esfuerzo en una gran red conceptual, y al mismo tiempo evitar estos dos problemas, se requiere un modo inteligente y activo de explorar múltiples tesauros y múltiples enlaces.

La técnica de Chen y Ng trata de buscar una opción viable para explorar automáticamente (algorítmicamente) una red de conocimiento (red semántica) y sugerir al usuario un conjunto de conceptos relevantes para sus aplicaciones. En esta red semántica los nodos representan conceptos y los enlaces representan relaciones. Chen y Ng proponen y comparan dos métodos alternativos, uno de los cuales se basa en la propagación de la activación (*spreading activation*) en una Red de Hopfield: la inferencia se realiza mediante el recorrido (activación) de los enlaces y nodos conectados a un cierto conjunto inicial de conceptos, considerando preferibles los caminos más cortos. El algoritmo comienza con los términos proporcionados por el usuario, que son usados para activar a sus vecinos directamente enlazados. El proceso se repite hasta que el sistema es capaz de proporcionar el número de términos deseados por el usuario como resultado de la búsqueda.

2 Descripción de la red de Hopfield

La red de Hopfield es un tipo de red neuronal recurrente de una sola capa que consiste en un conjunto de n neuronas interconectadas (figura 1) que actualizan en paralelo sus valores de activación en cada ciclo temporal [Kröse y Van der Smagt, 1996]. Todas las neuronas son neuronas de entrada y de salida; los valores de entrada en el instante inicial se denotan como x_j, y el estado del sistema en el instante t viene dado por las activaciones $y_j(t)$ de cada neurona, de modo que $y_j(0) = x_j$.

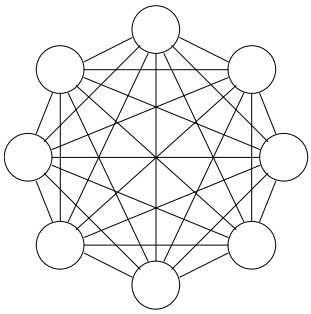


Figura 1. Esquema de una red de neuronas totalmente interconectadas

La entrada de red $s_j(t+1)$ de la neurona j en el ciclo $(t+1)$ es la suma ponderada de las activaciones que recibe de cada una de sus neuronas vecinas, a las que se añade el umbral o desplazamiento θ_j:

$$s_j(t+1) = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^{n} w_{ij} y_i(t) + \theta_j . \qquad [1]$$

A esta entrada se le aplica una función de transformación para obtener la activación de la neurona en el instante $(t+1)$:

$$y_j(t+1) = f_s\left(s_j(t+1)\right). \qquad [2]$$

En la versión original de la red [Hopfield, 1982] los valores de activación eran binarios y la función de transformación era una función umbral. Hopfield demostró que, con la restricción adicional de la simetría de las conexiones, $w_{ij} = w_{ji}$, esta red alcanza un estado estable, es decir, tras un determinado número de iteraciones las neuronas ya no cambian su valor de activación. Posteriormente [Hopfield, 1984], Hopfield pudo generalizar estos resultados para redes con valores de activación continuos y función de transformación sigmoidal.

3 Modificaciones de Chen y Ng

En la aplicación de la red de Hopfield a la búsqueda de conceptos relevantes en un tesaruro de descriptores, cada nodo de la red que se ajusta a los términos iniciales de la búsqueda es inicializado con un valor de activación de 1; al llegar al estado estable, el valor de activación de cada neurona es interpretado como la relevancia del concepto asociado a esa neurona para el conjunto de conceptos iniciales en la búsqueda. Para determinar que se ha alcanzado el punto estable, Chen y Ng utilizan el siguiente criterio de convergencia:

$$\sum_{i=1}^{n} \left| y_i(t+1) - y_i(t) \right| \leq \varepsilon \qquad [3]$$

donde ε es el error máximo permitido (un número pequeño). Chen y Ng utilizan valores de activación continuos entre 0 y 1 para cada neurona, y una función de transformación sigmoidal (la función logística) en la que introducen el factor de atenuación θ_0, común para todas las neuronas:

$$f_s(s_j) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{s_j}{\theta_0}}}. \qquad [4]$$

No obstante, se aparta de Hopfield en dos puntos:

- **Autoexcitación.** La matriz de conexiones debería tener ceros en la diagonal (la condición $i \neq j$ en la suma ponderada de la fórmula 1), pero Chen y Ng modifican el algoritmo para que la activación de una neurona en un instante dado se tenga en cuenta al calcular su propia activación en el instante siguiente. Como veremos al comentar los resultados experimentales, esta pequeña modificación tiene gran importancia.

- **Simetría de las conexiones.** En la red semántica, modelada de acuerdo con el estándar para tesauros de descriptores, Chen y Ng manejan tres tipos de asociaciones entre conceptos: RT = *related term* (término relacionado), NT = *narrower term* (término específico), BT = *broader term* (término genérico). Evidentemente, las asociaciones NT y BT son complementarias (si *x* es específico de *y*, entonces *y* es genérico de *x*), por tanto deberían tener el mismo peso para garantizar la convergencia de la red hacia un estado estable. No

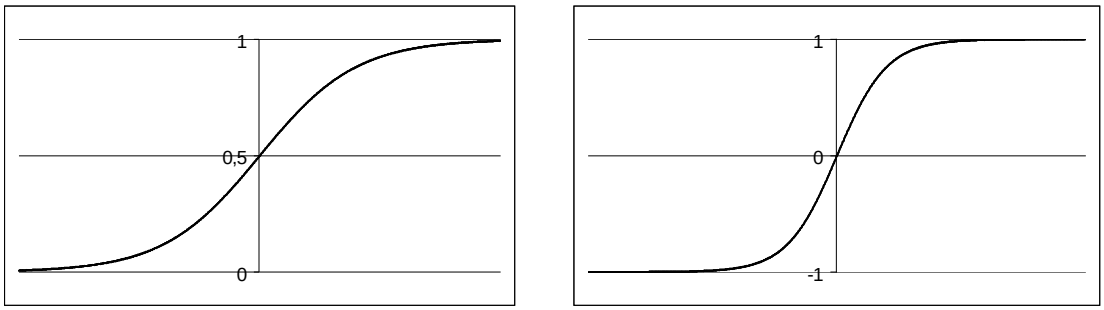
obstante, Chen y Ng les asignan los pesos RT/NT/BT = 3/10/1, es decir, no respetan la condición de simetría de la matriz de conexiones.

Chen y Ng no justifican en su artículo estas desviaciones respecto al algoritmo original de Hopfield. No obstante, aunque desde un punto de vista teórico la convergencia de la red no queda garantizada, al parecer en sus experimentos se alcanzó el punto estable sin dificultad.

4 Propiedades deseables de la función de transformación

Teniendo en cuenta que la activación de una neurona es un valor entre 0 y 1, y que la entrada de red que recibe una neurona antes de ser transformada es un valor no acotado (suma ponderada de las activaciones que recibe de cada una de sus neuronas vecinas, fórmula 1), es necesario emplear una función de transformación no lineal para obtener la nueva activación de cada neurona.

Como ya se ha mencionado, Chen y Ng utilizan una función logística (figura 2a) para transformar la entrada de red $s_j(t+1)$ de cada neurona en su valor de activación $y_j(t+1)$ (fórmula 2). Esta función tiene el inconveniente de que $\forall x, f(x) > 0$, es decir, una neurona se activará aunque ninguna de sus neuronas vecinas esté activada. Parece más lógico emplear una función tangente hiperbólica (figura 2b), para la cual $f(0) = 0$. Por esta misma razón, en mi implementación del algoritmo de Chen y Ng he suprimido también los umbrales θ_j propios de cada neurona. En cambio, la introducción del factor de atenuación θ_0 resulta bastante práctica, ya que su efecto es modificar simultáneamente los pesos de todas las conexiones, de modo que lo importante ya no es el peso concreto que se asigna a cada tipo de relación, sino la razón de unos pesos a otros.



$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \qquad\qquad f(x) = \frac{e^{x} - e^{-x}}{e^{x} + e^{-x}}$$

Figura 2. Funciones sigmoidales: a) función logística, y b) función tangente hiperbólica

Hechas estas puntualizaciones, la fórmula que he empleado en mis experimientos es:

$$y_j(t+1) = tanh\left(\sum_{i=1}^{n} \frac{w_{ij}}{\theta_0} y_i(t)\right). \qquad [5]$$

Para $\theta_0 > 1$, tenemos que para valores positivos de x, $f(x) < x$, es decir, la función de transformación atenúa la entrada de red s_j que recibe: la activación de una neurona siempre es menor que la suma ponderada de activaciones de las neuronas vecinas. Por el contrario, para $\theta_0 < 1$, existe un intervalo en el que la curva sigmoide queda por encima de la recta $y = x$, y en ese intervalo la neurona amplifica la entrada que recibe. Para el tipo de aplicación que se le quiere dar a la red de Hopfield en este trabajo, en principio debe escogerse siempre un valor de $\theta_0 > 1$: parece lógico pensar que la activación de un nodo no puede ser superior a la activación del vecino que lo activa, si éste es el único que lo activa.

5 Experimentos realizados

El objeto de los experimentos es comprobar si realmente el algoritmo de Chen y Ng proporciona unos resultados razonables cuando se buscan conceptos relevantes en una red semántica. Para ello he construido una sencilla red conceptual en la que es fácil determinar si los resultados obtenidos automáticamente son razonables o no. Como se verá al analizar los resultados, una red muy sencilla y unos pocos experimentos permiten inferir varias propiedades características importantes del algoritmo de Chen y Ng, que quedan escondidas bajo la simplicidad matemática de los cálculos realizados.

Para representar la red conceptual empleo la notación del diagrama de clases de UML [Booch et al., 1999]. La red consta de estos diez términos: Coche, Combustible, Motor, Persona, Propietario, Rueda, Transporte, Vehículo, Vehículo Motorizado, Vendedor (figura 3). Entre estos términos existen relaciones de uno de estos tres tipos: jerarquía genérico/específico (representada mediante una línea terminada en un triángulo), jerarquía todo/parte (representada mediante una línea terminada en un rombo), y simple asociación (representada mediante una línea sin terminaciones especiales)[1]. La simple asociación establece una asociación simétrica entre dos términos, mientras que los dos tipos de jerarquía establecen relaciones asimétricas entre los términos. A estos tres tipos hay que añadir la relación de identidad que un término tiene consigo mismo (para calcular la "autoexcitación"). A cada relación entre términos se le asigna un peso w_{ij} en la matriz de conexiones (la relación de identidad se corresponde con los elementos de la diagonal de la matriz).

---

[1] En este trabajo empleo la notación de UML sólo como un medio adecuado de representar una red semántica, sin pretender que la red representa un verdadero diagrama de clases con todas sus propiedades, en particular la "herencia" en la jerarquía genérico/específico. En un verdadero diagrama de clases los términos específicos heredan todas las características de sus términos genéricos, incluidas las relaciones que afecten a los genéricos. En el ejemplo utilizado, Vehículo Motorizado está relacionado con Transporte, Propietario y Rueda, porque hereda esas relaciones de Vehículo; de modo transitivo, Coche hereda también todas estas relaciones, y además la relación que Vehículo Motorizado tiene con Motor. Evidentemente, si estas relaciones heredadas se han de tener en cuenta en el algoritmo de propagación de la activación, los resultados de los experimentos serán muy diferentes de los obtenidos.

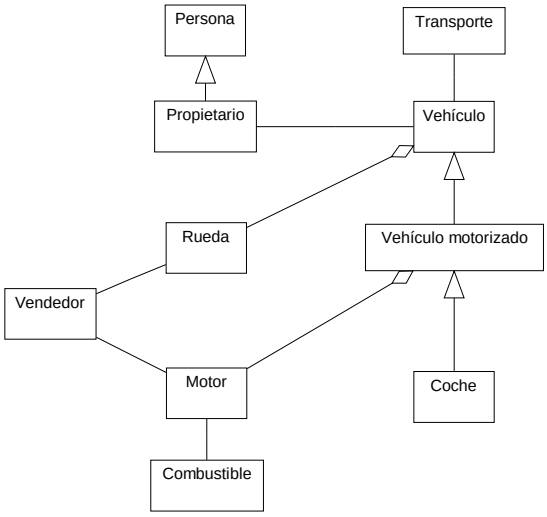


Figura 3. Red conceptual utilizada en los experimentos, representada utilizando la notación de UML

Experimento Nº 1

En este experimento los pesos asignados son:

- 0.0 = identidad;
- 0.6 = jerarquía genérico/específico;
- 0.3 = jerarquía todo/parte;
- 0.1 = simple asociación.

Se ha dado un peso nulo a la relación de identidad (como exige el algoritmo original de Hopfield). En la Tabla 1 Se presentan los resultados de las primeras nueve iteraciones con un factor de atenuación $\theta_0 = 1.0$, siendo el conjunto inicial {Coche}:

Iteraciones	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Transporte	-----	-----	-----	0,031	-----	0,027	-----	0,022	-----	0,019
Vehículo	-----	-----	0,312	-----	0,267	-----	0,222	0,001	0,187	0,001
VehMotor	-----	0,537	-----	0,398	-----	0,325	0,001	0,272	0,001	0,230
Coche	**1,000**	**-----**	**0,312**	**-----**	**0,235**	**-----**	**0,193**	**-----**	**0,162**	**0,001**
Rueda	-----	-----	-----	0,093	0,002	0,081	0,001	0,067	0,001	0,057
Motor	-----	-----	0,160	-----	0,122	0,001	0,100	0,001	0,083	0,001
Combustible	-----	-----	-----	0,016	-----	0,012	-----	0,010	-----	0,008
Vendedor	-----	-----	-----	0,016	0,009	0,012	0,008	0,010	0,007	0,008
Propietario	-----	-----	-----	0,031	-----	0,038	-----	0,036	-----	0,032
Persona	-----	-----	-----	-----	0,019	-----	0,023	-----	0,021	-----
Convergencia		1,537	1,320	1,369	1,217	1,125	1,020	0,942	0,859	0,795

Tabla 1. Resultados del Experimento Nº 1

Podemos observar cómo se produce una alternancia en los valores de activación de los términos, que a primera vista resulta bastante sorprendente. La explicación, no obstante, es bastante sencilla. En la primera iteración el único término relacionado con Coche es Vehículo Motorizado, de modo que es el único término que obtiene una activación no nula. El propio

término Coche no está relacionado con ningún otro término activado, y puesto que su propio nivel de activación no se debe tener en cuenta, su activación desciende abruptamente al nivel cero. En la segunda iteración ocurre algo semejante con el término Vehículo Motorizado: después de haber obtenido un buen nivel en la primera iteración, vuelve al valor cero, puesto que está rodeado de términos sin activar.

La alternancia continuaría sin fin si la red tuviera una estructura en estrella, pero el ciclo Vehículo Motorizado-Vehículo-Rueda-Vendedor-Motor provoca que a partir de la cuarta iteración Rueda y Vendedor ya no vuelven al nivel cero. No obstante, se siguen observando fuertes oscilaciones en los valores de activación entre sucesivas iteraciones, y no se alcanza con facilidad el punto estable de acuerdo con el criterio de convergencia definido. El fenómeno se evita fácilmente con un peso no nulo para la relación de identidad, con lo que se consigue una transición más regular hacia el punto estable, y justifica la modificación que Chen y Ng introducen respecto al algoritmo original de Hopfield.

Experimento Nº 2

En este experimento los pesos asignados son:

- 1.0 = identidad;
- 0.6 = jerarquía genérico/específico;
- 0.3 = jerarquía todo/parte;
- 0.1 = simple asociación.

Se ha empleado un factor de atenuación $\theta_0 = 2.0$, y al cabo de nueve iteraciones, para dos conjuntos iniciales distintos, los niveles de activación quedan como se muestra en la figura 4:

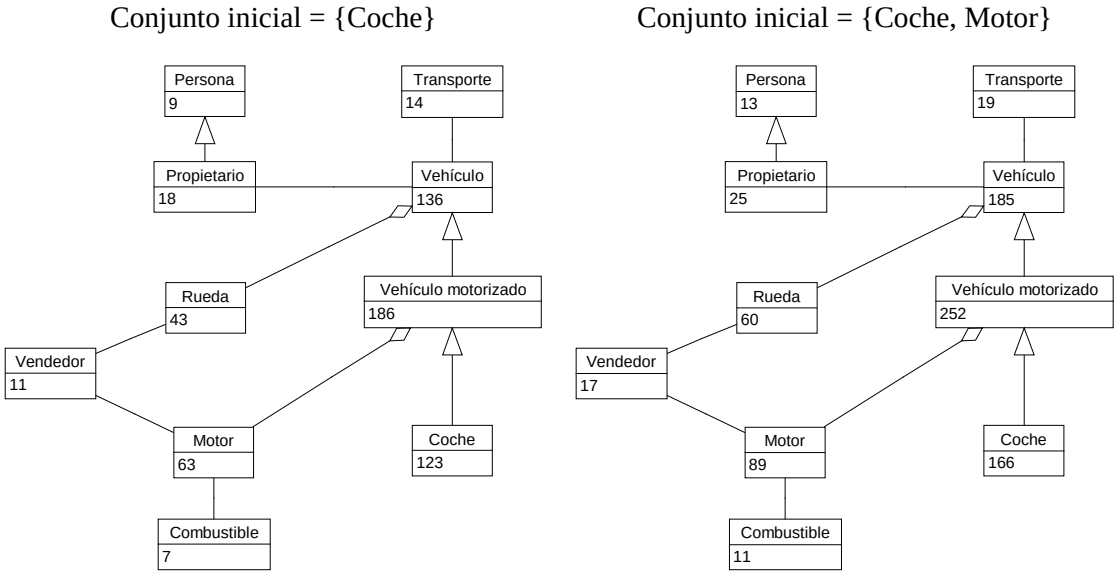


Figura 4. Resultados del Experimento Nº 24 (valores en milésimas)

El criterio de convergencia arroja los valores de 0.025 y 0.044 respectivamente, lo que sugiere que hemos llegado muy cerca del punto estable, si es que no lo hemos alcanzado ya.

Podemos observar que, en líneas generales, el resultado es razonable: los términos más próximos y enlazados por conexiones "fuertes" a los términos iniciales obtienen mayor valor de activación. No obstante, hay que señalar que los términos iniciales no han resultado vencedores, cuando cabe pensar que el término más relevante para un determinado término inicial de búsqueda es el propio término inicial. Esto es más llamativo en el segundo caso, porque el término Motor, además, queda bastante por debajo del otro término inicial de búsqueda, Coche.

Experimento Nº 3

En este experimento los pesos asignados son iguales que en el experimento anterior. Se ha empleado un factor de atenuación $\theta_0 = 1.0$, y al cabo de nueve iteraciones, para el conjunto inicial {Vendedor}, los niveles de activación quedan como se muestra en la figura 5:

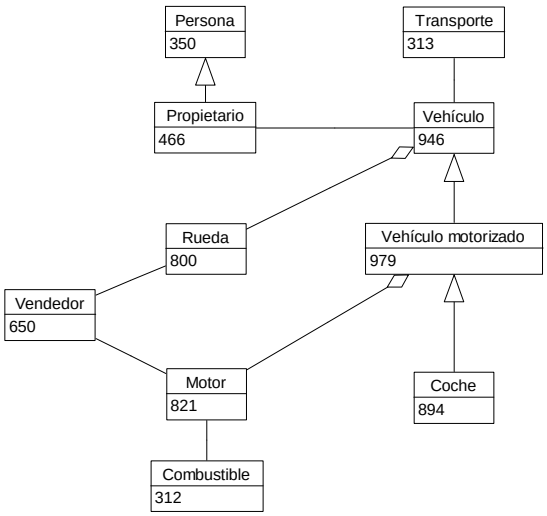


Figura 5. Resultados del Experimento Nº 3

Podemos observar varias diferencias significativas con respecto al resultado del experimento anterior:

- los niveles de activación finales son mucho mayores, por efecto de un factor de atenuación mucho menor (manteniendo el factor de atenuación $\theta_0 = 2.0$ se obtenían unos niveles de activación demasiado bajos, debido a la excesiva "disipación" de la red);

- el criterio de convergencia da el valor 0,652 en la novena iteración, pero había bajado hasta 0,327 en la segunda, subido hasta 1,211 en la sexta, y no alcanza un valor razonablemente bajo (0,077) hasta la decimocuarta; este comportamiento oscilante del criterio de convergencia resulta sospechoso, la red no parece estabilizarse de modo progresivo;

- lo más llamativo es que los términos vencedores no son los más próximos al término inicial, Rueda y Motor, sino otros que están a dos saltos de distancia, Vehículo y Vehículo Motorizado.

La explicación de este fenómeno es que el algoritmo de Chen y Ng favorece a aquellos términos que estén muy relacionados con sus vecinos, aunque no sean especialmente próximos a los términos iniciales. Dos términos enlazados por conexiones "fuertes", como es el caso de la jerarquía genérico/específico en el experimento, se realimentan mutuamente y aumentan su

nivel de activación, aunque su relevancia para los términos iniciales no sea muy alta. Sea cual sea el conjunto inicial de términos de búsqueda en la red del experimento, los términos vencedores serán siempre {Vehículo, Vehículo Motorizado}, porque son los más relacionados y con conexiones fuertes. Este fenómeno de realimentación provoca que los términos Persona y Propietario, que claramente están débilmente relacionados con el término inicial Vendedor, alcancen respectivamente los niveles de activación 0,889 y 0,909 en la decimocuarta iteración, frente al 0,698 de Vendedor.

Ahora bien, un algoritmo que da como resultado los términos más relacionados de un tesauro, fundamentalmente está proporcionando "ruido" (en terminología de recuperación de la información), es decir, aquellos términos que son resultado de la mayoría de las consultas, pero que no proporcionan información realmente útil al usuario.

Experimento Nº 4

En este experimento los pesos asignados son:

- 1.0 = identidad, jerarquía genérico;
- 0.6 = jerarquía específico, jerarquía todo;
- 0.3 = jerarquía parte;
- 0.1 = simple asociación.

Es decir, se emplea una matriz de conexiones que no es simétrica. Se ha empleado un factor de atenuación $\theta_0 = 2.0$, y al cabo de nueve iteraciones, para los mismos conjuntos iniciales que en el Experimento Nº2, los niveles de activación quedan como se muestra en la figura 6:

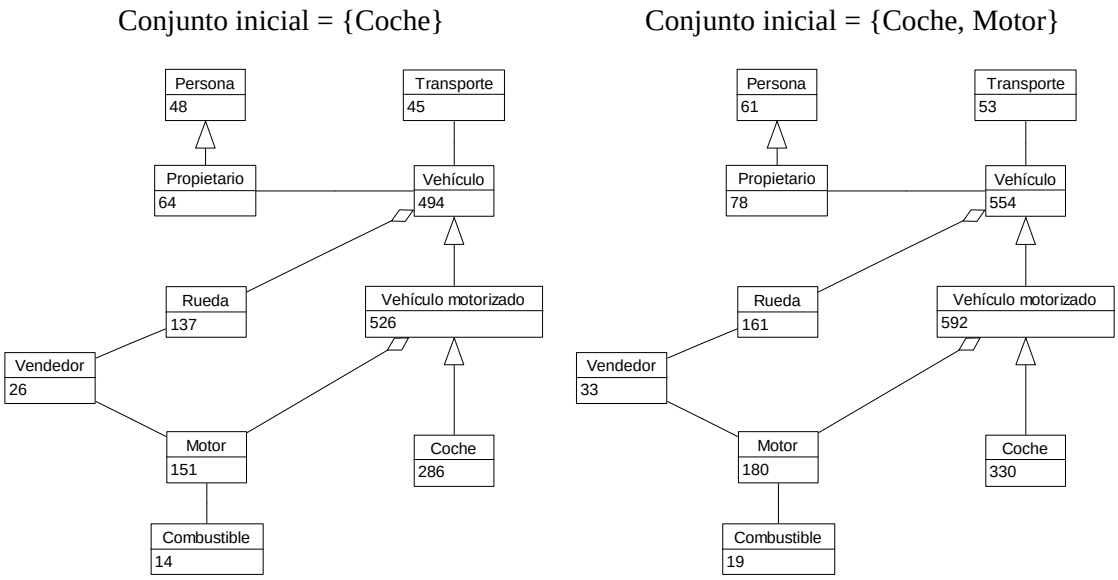


Figura 6. Resultados del Experimento Nº 4

El criterio de convergencia arroja los valores de 0.065 y 0.030 respectivamente, lo que sugiere que la asimetría de la matriz de conexiones no dificulta que se alcance el punto estable.

Podemos observar que, en líneas generales, el resultado es muy similar al del Experimento Nº 2: resultan vencedores los mismos términos finales. La asimetría de la matriz no parece afectar grandemente al resultado de la búsqueda.

6 Conclusiones

Chen y Ng modifican el algoritmo original de Hopfield introduciendo la "autoexcitación" y la asimetría de la matriz de conexiones, con lo que se pierde la garantía teórica de que la red vaya a alcanzar el punto estable. No obstante, la red parece alcanzar el equilibrio a pesar de estas modificaciones. La autoexcitación se justifica porque favorece una evolución más suave de los valores de activación en la red. La asimetría responde a la realidad de que las relaciones en una red semántica a menudo son conceptualmente asimétricas, como en el caso de las relaciones jerárquicas, por lo que es interesante poder realizar búsquedas en estas condiciones.

Es posible que si los pesos se eligen con menos diferencia relativa entre ellos, el comportamiento de la red sea más suave en general. No obstante, en mi opinión, si para conseguir un mejor comportamiento matemático se obliga a que los pesos no sean muy diferentes, se limita la interpretación que se les quiere dar como conexiones en una red semántica, por tanto se reduce igualmente la utilidad del procedimiento como método de búsqueda de conceptos relevantes.

El algoritmo demuestra ser muy sensible al factor de atenuación elegido. Una atenuación grande mantiene los niveles de activación en la zona lineal de la función de transformación, con lo que las diferencias entre unas neuronas y otras son más significativas, pero a la vez provoca una pérdida constante en la activación que puede hacer que se la red se "apague" del todo. Por el contrario, una atenuación pequeña da mayor juego a la zona menos lineal de la función de transformación, con lo que se difuminan las diferencias entre unas neuronas y otras.

El criterio de convergencia resulta ser poco significativo, y muy sensible al valor de atenuación elegido: en lugar de un "error máximo permitido" absoluto, parece que habría que ponerlo en relación con el total de activación que queda en la red, es decir, un "error máximo relativo" del tipo:

$$\frac{\sum_{i=1}^{n} \left| y_i(t+1) - y_i(t) \right|}{\sum_{i=1}^{n} y_i(t+1)} \leq \varepsilon \qquad [6]$$

Por último, y es la conclusión más importante, como método para encontrar términos relevantes a un conjunto de términos dados, la técnica de Chen y Ng no parece ser adecuada en absoluto, puesto que favorece no tanto los términos próximos a los términos iniciales a través de relaciones "fuertes", sino más bien aquellos términos de la red que, estén cerca o lejos de los términos iniciales, están muy interconectados con sus vecinos; esto se debe a la realimentación que se produce entre los términos fuertemente relacionados. La técnica, no obstante, podría emplearse con éxito para buscar precisamente los términos que están en el corazón de la red.

Una posible modificación de la técnica que podría resolver el problema de la realimentación, pero apartándose ya notablemente del algoritmo original de Hopfield, consitiría en implementar una verdadera "propagación" de la activación, es decir, de modo semejante a como se propagan

las ondas, la activación se propagaría en una sola dirección, en círculos concéntricos a partir de los nodos inicialmente activados. Desde luego la simplicidad matemática del algoritmo desaparece, y sería necesario estudiar bien el comportamiento de la red en presencia de ciclos (los ciclos permiten que un nodo sea activado por dos caminos distintos, y posiblemente con un número diferente de saltos a partir del nodo inicialmente activado). Quede para futuros trabajos de investigación.

7 Referencias

[Booch et al., 1999] Booch, G., Rumbaugh, J., Jacobson, I.: *The Unified Modeling Language User Guide*. Addison-Wesley, 1999.

[Chen y Lynch, 1992] Chen, H., Lynch, K.J.: "Automatic construction of networks of concepts characterizing document databases", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 22(5):885-902, 1992.

[Chen y Ng, 1995] Chen, H., Ng, T.: "An algorithmic approach to concept exploration in a large knowledge network (automatic thesaurus consultation): symbolic branch-and-bound search vs. connectionist hopfield net activation", *Journal of the American Society for Information Science*, 46(5):348-369, 1995.

[Hopfield 1982] Hopfield, J.J.: "Neural network and physical systems with collective computational abilites", *Proceedings of the National Academy of Science*, 79(4):2554-2558, 1982.

[Hopfield 1984] Hopfield, J.J.: "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two state neurons", *Proceedings of the National Academy of Science*, 81:3088-3092, 1984.

[ISO, 1986] ISO International Standard 2788: *Documentation - Guidelines for the establishment and development of monolingual thesauri.* Second Edition, 1986.

[Kröse y Van der Smagt, 1996] Kröse, B., Van der Smagt, P.: *An Introduction to Neural Networks*. University of Amsterdam, 1996.

[Velasco 1998] Velasco, M.: *Generación automática de representaciones de Dominios.* Tesis Doctoral, Universidad Politécnica de Madrid, 1998.

Agradecimientos: Deseo agradecer las sugerencias recibidas para realizar este trabajo a Inés Galván, Germán Gutiérrez, Julio César Hernández, Ana Iglesias, Agapito Ledezma, Juan Lloréns, Manuel Velasco, Jorge Morato y José Miguel Fuentes.