



INTELIGENCIA COMPUTACIONAL

INTRODUCCIÓN Y APLICACIONES EN VISIÓN Y CONTROL SENSO-MOTRIZ

Por:

ANDRÉS JARAMILLO BOTERO

Facultad de Ingeniería
Pontificia Universidad Javeriana - Cali

LAS REDES NEURONALES Artificiales (RNAs), los Sistemas Difusos, la Vida Artificial, la Computación Evolutiva y sus Algoritmos Genéticos, y otros paradigmas empleados para describir, comportamientos que pretenden imitar funciones intelectuales y/o biológicas encontradas en el humano, pueden categorizarse dentro de lo que Gordon McCalla y Nick Cercone denominaron Inteligencia Computacional (IC) y no propiamente bajo la rama de lo que hemos conocido como la Inteligencia Artificial (IA).

De acuerdo con James Bezdek¹ en el sentido estricto, La IC "... depende de datos numéricos suministrados por los productores y no se fían de conocimiento (o la codificación del mismo)". Por el contrario la IA emplea porciones del conocimiento, para poder inferir o representar conclusiones. Sin embargo todavía no sabemos como razonamos realmente, cómo somos inteligentes? ... mucho menos podemos producir inteligencia. Aunque la IA y la IC no son sinónimos, la IC puede conside-

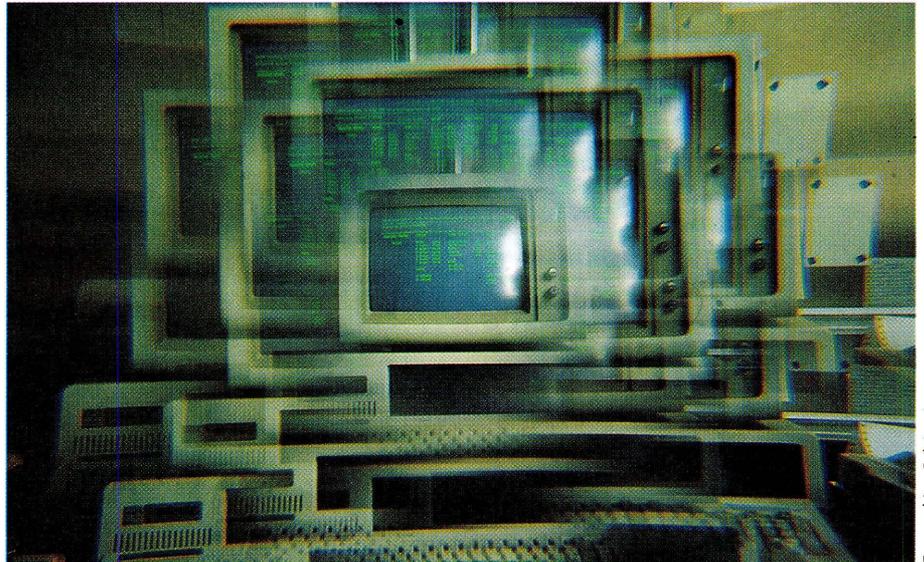


Foto archivo Colciencias

rarse como un subconjunto propio de la IA. Lo cierto es que, en su mayoría, estos términos entran a formar parte de lo que podríamos denominar semántica seductora, ya que en su uso corriente (no-científico) confieren un significado más profundo y sustancial de lo que puede ser explicado a partir de la evidencia o teoría disponible.

Este artículo, presenta algunos aspectos básicos de los modelos computacionales actualmente en desarrollo², encaminados a emu-

lar ciertas funciones biológicas involucradas en el aprendizaje intermodal^{3,4}. El problema esencial radica en la coordinación entre sentidos, como por ejemplo; visión-movimiento, visión-tacto, habla-escucha, etc. y en la manera de aprender los parámetros asociados con el correcto acoplamiento (calibración intramodal) entre dichos sistemas.

VISIÓN Y MOVIMIENTO

Nos concentraremos por el momento, en la relación entre los



sistemas de visión y movimiento humanos (ver figura 1.) y sus paralelos artificiales. Dentro de las aplicaciones obvias se encuentran los sistemas de rastreo, navegación, o la simple planeación y ejecución de trayectorias de elementos mecánicos guiados por "percepción" visual (como brazos mecánicos). Entiéndase por percepción como la interpretación que damos a la información recibida a través de los sentidos (lo que se ve no siempre es lo que está ahí ! ... colores, brillo, movimiento, e inclusive hasta formas⁵), o de dispo-

sitivos artificiales como cámaras de vídeo.

El sistema debe aprender a calibrar las acciones de movimiento a través de lo percibido visualmente. Más aún, debe responder a una modulación espacio-temporal de las imágenes (el sistema de percepción humano no soporta imágenes estáticas por espacios prolongados en la retina - desaparecen). Adicionalmente, las acciones de movimiento en los humanos, en su mayoría, no siguen trayectorias numéricamente precisas y se presentan niveles de incerti-

dumbre especialmente marcados durante las etapas de aprendizaje que son refinados por medio de la acumulación de experiencias. Por estas razones el sistema computacional debe proveer el soporte para aprendizaje partiendo de información muy general (por no decir vaga)⁵.

LOS SISTEMAS DE VISIÓN ARTIFICIAL

En aplicaciones de inspección o reconocimiento de patrones visuales que exigen respuestas en tiempo real (los tiempos máximos permitidos son establecidos por la velocidad de cambio del proceso controlado y no por el controlador) se presenta una dicotomía clara entre el procesamiento preciso de las imágenes y la lentitud en el procesamiento mismo. Como lograr entonces, reconocimiento y movimiento en aplicaciones que requieren respuestas rápidas? (ej: movimiento rápido controlado de un brazo mecánico articulado a partir de imágenes parciales de su espacio de trabajo).

En la figura 2. se muestran varios de los mecanismos implicados en la coordinación del conjunto visión-brazo. En términos generales se requiere un sistema capaz de adaptarse a los cambios constantes de su ambiente de trabajo, empleando información general para aprender lo específico.

CÓMO APRENDER A MOVERSE, O APRENDER MOVIÉNDOSE.

De acuerdo a la Neurociencia, nuestra capacidad de recordar e inferir en base a la acumulación de experiencias está directamente relacionada con las neuronas o más específicamente con las redes neuronales y el paralelismo masivo encontrado en sus estructuras de conexión. Al reforzar conoci-

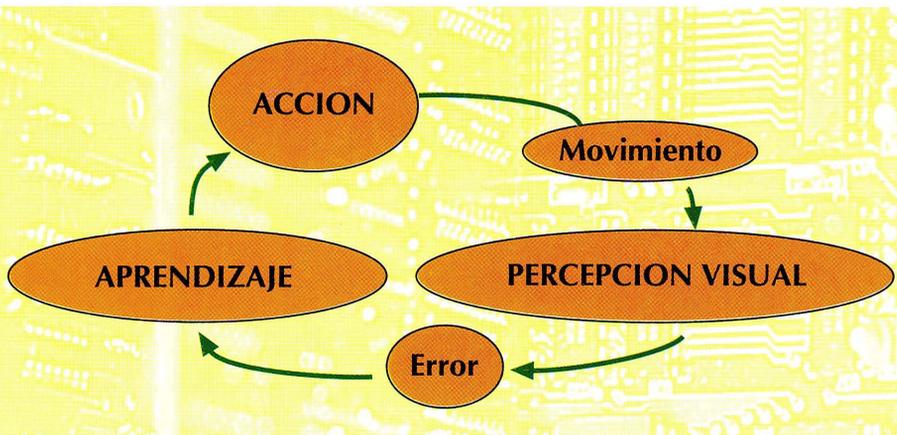


Figura 1. La intuición de Piaget ... una reacción circular.

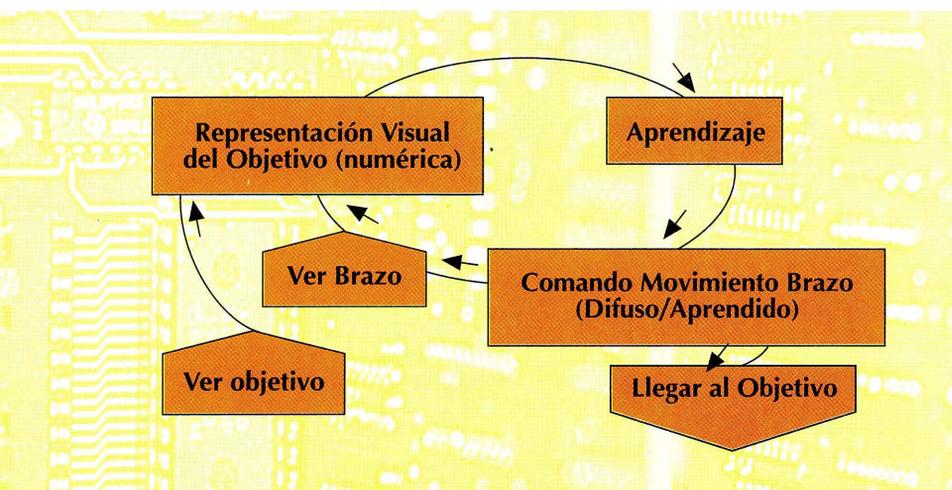


Figura 2. Coordinación Visión-Brazo.

mientos, buenos o malos, las interconexiones (sinapsis ... donde se dice estar nuestra memoria) entre las neuronas son ajustadas para asimilar lo aprendido realizando a su vez un proceso de sumariación que podríamos considerar como la extracción de la información esencial en los nuevos datos (una especie de extracción de características). Es decir, no ocupamos por cada dato de n componentes, n diferentes "posiciones" de memoria (en parte porque no sabríamos definir la granularidad de cada dato, o n , de acuerdo al nivel de abstracción deseado en la definición del mismo).

La Neurocomputación ha venido proponiendo modelos matemáticos que emulan en parte estas capacidades. Quizás las más importantes (sin demeritar otras, en parte consecuencias del paralelismo, como tolerancia a fallas, sencillez del modelo, etc.), desde el punto de vista aplicado, son la capacidad de crear la relación establecida entre las duplas de entrada-salida, y la velocidad en la respuesta durante la etapa de "evaluación" (después del aprendizaje). El aprendizaje en las RNAs significa la adquisición de los parámetros de un modelo por medio de mejoramiento iterativo⁶. En cuanto al reconocimiento computacional de patrones podemos decir que es la simple búsqueda de una/s estructura/s en datos numéricos⁷, que en el esquema propuesto empleamos para aprender a mover elementos articulados (o en su defecto otros sistemas similares) por medio de cambios espacio-temporales en las imágenes.

Durante aprendizaje, el brazo es comandado a ejecutar movimientos pseudo-aleatorios (por medio del generador de comandos de acción - bloque CA en la figura 3) con el fin de aprender la cinemática inversa, que determina a partir de un punto en el espacio

euclidiano - P_1 , los parámetros geométricos del brazo que deben ser modificados para llegar a P_1 desde la posición actual. El mecanismo empleado para lograr dicho aprendizaje corresponde a una estructura neuronal, con activación de neuronas por funciones umbral, utilizando un paradigma de aprendizaje no supervisado (el sistema se autoentrena), donde el error es calculado internamente por un resultante diferencial entre vectores de posición (extraídos de la representación numérica de las imágenes) que indica la dirección del movimiento respecto al objetivo. El aprendizaje es similar al de

un niño coordinando tareas de movimiento de sus extremidades, y se lleva a cabo en el bloque indicado por Dirección de Movimiento en la figura 3.

LA IMPRECIACIÓN EN LOS COMANDOS DE ACCIÓN

La idea es aprender a mover con cierta precisión movimientos pseudo-aleatorios (sin precisión especificada). Estos movimientos pseudo-aleatorios son los que introducen la incertidumbre en la acción a realizar y pueden ser tratados por medio de un razonamiento aproximado. Partiendo de in-

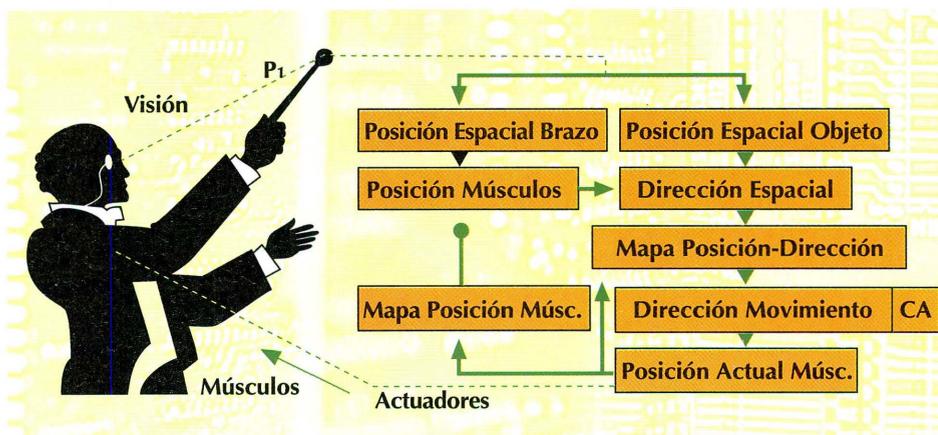


Figura 3. Arquitectura para Coordinación Visión-Movimiento.

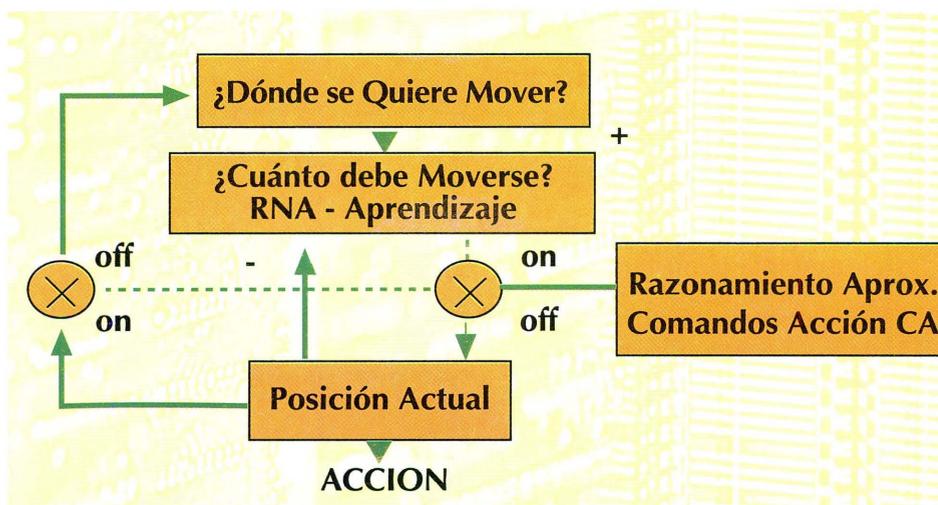


Figura 4. Representación funcional del sistema.



formación general se pueden ajustar-calibrar los movimientos por medio de los conocimientos aprendidos para así lograr aumentar el nivel de especificidad hasta el punto donde la función ejecutada por el bloque CA (figura 4) pueda ser removida. El humano mueve sus extremidades por medio de comandos imprecisos, por lo menos dentro del entendimiento de su lenguaje de control.

Usualmente, se piensa en acciones que pueden ser representadas lingüísticamente, como; "un poquito", "más", "no tanto", "cojer", "izquierda", "derecha", etc. que conllevan ambigüedad en su interpretación (relativo a que o quien). Estas etiquetas lingüísticas expresan tonalidades de matices, que no son contemplados por la lógica matemática bivalente convencional donde predomina lo verdadero y lo falso.

La Lógica Difusa (Borrosa, "Fuzzy"), permite no solo representar conocimiento a través de reglas conjuntivas de tipo SI-ENTONCES con parámetros (antecedentes y consecuentes) lingüísticos ambiguos, sino también los niveles de verdad/falsedad implicados en los mismos. De igual manera reduce la complejidad en la representación del sistema tratado, permitiendo acomodar tanto información numérica como semántica en una estructura común.

PROCEDIMIENTO DE APRENDIZAJE (FIGURA 4)

Donde se Quiere Mover = Posición Actual (Transferir)

Generar Acción (CA) ... mover brazo por medio del generador difuso basado en reglas intuitivas.

Entrenar RNA con Vectores Diferenciales (Posición y Angulo "aproximados" de cada articulación relativo a objetivo). Informa-

ción unicamente de los cambios espacio-temporales de la imagen.

Repetir pasos 1-3 hasta cuando los Vectores Diferenciales tiendan a 0. Movimiento aprendido.

Presentar una serie de patrones de entrenamiento hasta lograr pasos 1-4 en cada uno.

Apagar Generador Difuso. Puede presentar patrones desconocidos al sistema para evaluación (que este genere el movimiento adecuado).

SÍNTESIS DE PROPIEDADES EN EL SISTEMA

No se requiere conocimiento de la cinemática (o un modelo matemático preciso que la represente), e inclusive podemos tratar brazos con elementos flexibles.

No se requiere de una trayectoria explícita (la trayectoria se aprende, no se calcula)

Una vez aprendido un conjunto básico de movimientos, se puede generalizar a cualquier movimiento dentro del espacio de trabajo del brazo.

Ajuste rápido por perturbaciones transientes. Es decir es posible cambiar los actuadores (motores u otros) sin necesidad de modificar el modelo, simplemente reentrenando.

Una vez entrenado el sistema, NO se requiere del procesamiento continuo y complejo de la imágenes. Es decir se permiten movimientos a CIEGAS evitando los costos en tiempo de un procesamiento de imágenes complejo.

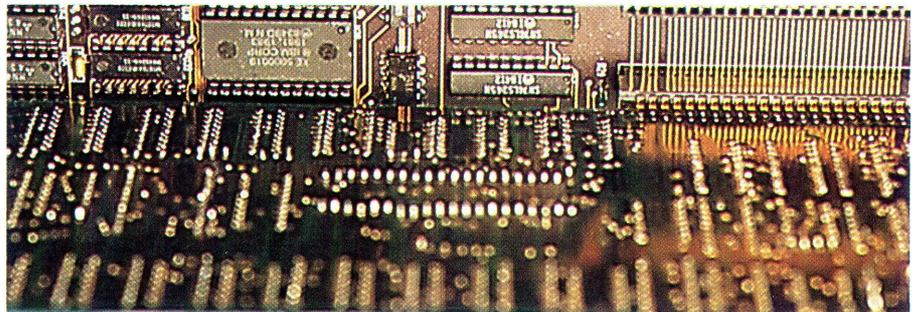


Foto archivo de Colciencias

¹ Bezdek J. C., "On relationship between Neural Networks, Pattern Recognition and Intelligence", The International Journal of Approximate Reasoning, Vol.6, pp.85-107, 1992

² Jaramillo A. y Miyake Y., "A High Speed Parallel Architecture for Fuzzy Inference and Fuzzy Control of Multiple Processes", IEEE World Congress on Computational Intelligence, Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Vol. 3, pp.1765-1770, Florida, 1994.

³ Gaudiano P., "A Unified Neural Network Model of Spatio-Temporal Processing in X and Y Retinal Ganglion Cells, I: Analytical Results. Biological Cybernetics, pp.11-21, 1992.

⁴ Bullock D., Grossberg S., y Guenther F. "A Self-Organizing Neural Network Model for Redundant Sensory-Motor Control, Motor Equivalence, and Tool Use". Journal of Cognitive NeuroSciences, pp. 408-435, 1993.

⁵ Jaramillo A. y Yamaba K., "An Artificial Neural Network for Classification of Color Images: using human perception characteristics", Proceedings 1st IS&T and SID's Color Imaging Conference: Transforms and Transportability of Color, pp. 167-172, Phoenix, 1993.

⁶ Bezdek J., "What is Computational Intelligence ?", IEEE Press, New York, pp.1-12, 1994.

⁷ Bezdek J., "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms", Plenum, New York, 1973.