

Capítulo 1

DE LA CIBERNÉTICA A LA TEORÍA DEL APRENDIZAJE

La palabra Cibernética, derivada del griego “Kybernetes”, apareció por primera vez con Platón, y fue usada en el siglo 19 por André Marie Ampere para referirse a los modos de Gobierno. Desde 1943 un grupo de científicos encabezado por el matemático Nobert Wiener había reconocido la necesidad de elegir un nuevo término para designar un cuerpo de teorías e investigaciones. En 1947 decidieron adoptar la palabra Cybernetics que fue popularizada en su libro (1948) titulado “Cybernetics, or the study of control and communication in the animal and machine” y desde entonces el término no ha dejado de mantener un interés creciente.

De hecho la cibernética se desarrolló como ciencia profundamente “transdisciplinar” que estudia el control y el autocontrol (Wiener) o la ciencia de la eficacia de la acción (Couffignal).

1.1. Cibernética de Primer Orden

La cibernética de primer orden tiene que ver o se refiere a los sistemas que no cambian sus objetivos mientras no se les den nuevas instrucciones al respecto.

Se trata de unos sistemas prediseñados, mecanicistas y controlados, poco aptos para representar los sistemas sociales complejos que evolucionan y cambian autónomamente. Un ejemplo típico de esa cibernética lo representa el termostato para regular la temperatura: el sistema de calefacción/refrigeración se pondrá en marcha automáticamente cada vez que la temperatura alcance niveles dados por encima o debajo del intervalo deseado de temperatura.

1.2. Cibernética de Segundo Orden

El término cibernética de segundo orden fue acuñado por Heinz Von Foerster en su trabajo titulado “Cybernetics of cybernetics” en 1970.

La cibernética de segundo orden se ocupa del observador como parte de lo observado. Así, según Heinz Von Foerster, el objetivo de la segunda cibernética es explicar el observador a sí mismo, es decir la cibernética de la cibernética, y se refiere a los sistemas que son capaces de modificar su objetivo o finalidad (o su camino) por sí mismos, sin necesidad de ser guiados por alguien o algo desde fuera del sistema. Así, la segunda cibernética es una ciencia de acción en la que los mecanismos de comunicación y control permiten que el sistema reoriente o replantee continuamente su camino para alcanzar su objetivo primario.

1.3. Retroalimentación

La cibernética introduce la idea de circularidad a través del concepto de retroalimentación o feed-back, rompiendo con el esquema de la ciencia newtoniana clásica en la que los efectos y las causas se encadenan de forma lineal. La idea de circularidad desarrollada por Wiener se centra en el feed-back negativo que permite la autorregulación del sistema ante posibles perturbaciones (sistemas “equilibradores”). En 1963, Maruyama estudió el feed-back positivo que, a diferencia del negativo, amplifica la desviación (sistemas “amplificadores”). La utilización de este concepto puede permitir explicar la evolución de los sistemas sociales en los cuales existen los dos tipos de retroalimentación.

1.4. La Cibernética y las Ciencias Sociales

Norbert Wiener, el padre de la cibernética, era firmemente partidario de la aplicación de la cibernética a las ciencias sociales y la sociedad. Wiener se muestra convencido en sus libros “The Human Use of Human Beings” y “Cybernetics, or the study of control and communication in the animal and machine” de que el comportamiento humano, de animales y de máquinas puede explicarse mediante los principios de la cibernética: comunicación, control de la entropía a través del aprendizaje mediante bucles de retroalimentación (feed-

back), etc.

Los cibernéticos estudiaron el sistema nervioso con el fin de entender la cognición humana, llegando a la conclusión de que las observaciones independientes del observador no son físicamente posibles. Cuando un escritor escribe en inglés está usando una estructura en su sistema nervioso que es resultado de la interacción con el lenguaje que ha tenido desde que era niño.

Aparte de la desventaja obvia de la subjetiva influencia del investigador en sus modelos sociales, a veces puede actuar como catalizador en procesos de cambio.

En la psicología el campo de la terapia familiar rastrea sus orígenes directamente de la cibernética (Watzalwick, 1967). En la terapia familiar los comportamientos inusuales pueden ser resultado de interacciones dentro de la familia:

“Sostenemos básicamente que los sistemas interpersonales -grupos de desconocidos, parejas matrimoniales, familias, relaciones psicoterapéuticas, o incluso internacionales, etc.-pueden entenderse como circuitos de retroalimentación, ya que la conducta de cada persona afecta la de cada una de las otras y es, a su vez, afectada por éstas” (Paul Watzalwick).

1.5. Algunos Conceptos Principales de la Cibernética de Segundo Orden

Una modelación adecuada de la circularidad puede ayudar a entender fenómenos fundamentales, como la Autoorganización, la Autopoiesis, etc.

1.5.1. Autoorganización

El concepto de un Sistema Autoorganizado ha cambiado con el tiempo. Al principio se definió como un sistema que cambia su estructura básica en función de su experiencia y su entorno. Tal Autoorganización es básicamente un proceso de evolución donde el efecto del entorno es mínimo, es decir donde el desarrollo de nuevas estructuras complejas se da esencialmente en el propio sistema.

Heinz Von Foerster fue uno de los primeros en explicar de manera precisa el fenómeno de la Autoorganización como incremento del orden (información)¹. La Autoorganización puede

¹Véase el apartado 1.7

ser reforzada a través de perturbaciones del entorno (“ruido”) escogidas por el sistema para ser incorporadas ulteriormente en su estructura. Heinz von Foerster llamó a este principio “el orden del ruido”. En otros casos, el sistema se expande. Esta expansión no ocurre arbitrariamente sino que resulta de una importación de los bloques construidos compatible con la estructura del sistema. Erwin Schroedinger llamó a este principio “el orden del orden”.

Un sistema social no es un sistema en equilibrio. Por el contrario, constantemente se producen perturbaciones, desviaciones que fuerzan a una constante reorganización y ajuste. En este sentido, el orden y el desorden “cooperan” para la organización del sistema. A veces el desorden es necesario para la producción del orden.

Cada sistema dinámico que tiene atractores terminará en uno de ellos, perdiendo su libertad de alcanzar cualquier estado fuera del atractor, lo que Ashby llama principio de autoorganización:

Llamamos S el espacio de estados de un sistema N , y f una función (transformación dinámica)

Sea $x \in S$ tal que $f(x) = x$

Entonces decimos que el estado x es un punto fijo de f o un estado de equilibrio absorbente del sistema dinámico²: cuando el sistema alcance este estado dejará de cambiar. Podemos generalizar este concepto, cuando

$\exists B \subset S$ tal que $f(B) \subset B$ y que cumple la siguiente condición:

$$\text{Si } D \subset B \text{ tal que } f(D) \subset D \implies B = D$$

En tal caso decimos que B es un atractor de la dinámica. Es decir, una vez el sistema entra en un atractor no puede alcanzar estados fuera de este atractor.

1.6. Variedad

La cibernética en general se interesa en el estudio de la diferencia entre la presencia y la ausencia de varias propiedades (también llamadas dimensiones o atributos). Por ejemplo, un sistema como una bola de billar puede tener propiedades, como un color particular, o un

²Véase el apartado 1.8.4

intervalo del peso, la posición o la velocidad. La presencia o la ausencia de cada propiedad puede ser representada de forma binaria con variables booleanas que toman dos valores: “1” cuando el sistema posea la propiedad, o “0” cuando no la posea.

La representación binaria puede ser generalizada a una propiedad con múltiples valores discretos o continuos (en este último caso, siempre que su espectro de frecuencias en una decomposición de Fourier esté acotada)³.

El conjunto de todos los estados posibles del sistema se llama espacio de estados. Un componente esencial en la modelación cibernética es la medida cuantitativa del tamaño del espacio de estados, o del número de los estados diferentes. Esta medida se llama variedad. La variedad se define a partir del número de elementos del espacio de estados:

$$V = \log_2(|S|)$$

1.7. Entropía, Incertidumbre e Información

El concepto de entropía apareció en la Física introducido por Clausius durante el siglo 19. Corresponde, según sabemos, a una medida del desorden que presentan las moléculas de un gas y ha permitido dar cuenta de los equilibrios termodinámicos. En términos estadísticos, el desorden viene dado por el número de estados en los que un sistema puede estar. Un sistema estará más desordenado que otro cuando el número de estados diferentes en los que podemos encontrar al primero es mayor que los del segundo.

En un sistema cerrado la entropía siempre aumenta de acuerdo con la ecuación de Clausius:

$$dS \geq 0$$

mientras en un sistema abierto el cambio total de la entropía puede escribirse según Prigogine como

$$dS = dS_i + dS_e$$

donde dS_e denota el cambio de la entropía por importación que puede ser positivo o negativo y dS_i la producción de entropía debida a procesos irreversibles en el sistema que es siempre

³Véase ref 19, p.167

positivo.

Supongamos que un sistema tiene n posibles micro-estados, cada uno con una probabilidad p_i :

$$\sum_{i=1}^n p_i = 1 \quad \text{y } p_i \geq 0$$

Entonces, podemos escribir la incertidumbre global de los micro-estados del sistema usando la fórmula de Shannon

$$H \equiv - \sum_{i=1}^n p_i \log_2(p_i) \quad (\text{su unidad es bits.micro-estado}) \quad (1.7.1)$$

Igualmente, la entropía de Boltzmann es

$$S \equiv -k \sum_{i=1}^n p_i \log(p_i) \quad (\text{su unidad es joules/K.micro-estado})$$

donde $k = 1,38 \times 10^{-23}$ joules/K es la constante de Boltzmann

o lo que es lo mismo

$$S \equiv -k \cdot \log(2) \sum_{i=1}^n p_i \log_2(p_i) \quad (1.7.2)$$

Sustituyendo la ecuación (1.7.1) dentro de (1.7.2) nos da:

$$S \equiv -k \cdot \log(2) \cdot H$$

Con el mismo razonamiento encontramos la siguiente relación entre la disminución ΔH ($\Delta H = H_{despues} - H_{antes}$) y ΔS ($\Delta S = S_{despues} - S_{antes}$)

$$\Delta S \equiv -k \cdot \log(2) \cdot \Delta H$$

Cuando disminuye la incertidumbre de un sistema durante una operación, gana una cantidad información I (Shannon, 1948)

$$I \equiv -\Delta H$$

Si todos los micro-estados pasan a ser equiprobables ($p_i = \frac{1}{n}$ para todo i) entonces la entropía H será máxima

$$H_{equiprobale} = H_{max} \equiv \log_2(n)$$

Así, la información que se gane en esta operación será mínima

$$I \equiv H_{antes} - H_{despues} = H_{antes} - H_{equiprobale} = H_{antes} - H_{max}$$

Si la probabilidad de algún micro-estado se igualará a 1 entonces la entropía H será nula.

Así, la información que se gane en esta operación será máxima

$$I \equiv H_{antes} - H_{despues} = H_{antes} - 0 = H_{antes}$$

En los sistemas dinámicos la transformación de un estado a otro estado conserva la cantidad de información sobre el estado del sistema. Por el contrario una transformación de muchos estados a un estado reduce la incertidumbre sobre el estado del sistema.

A su vez, un proceso estocástico de un estado a muchos aumenta la incertidumbre, y con un proceso estocástico de muchos a muchos, la incertidumbre sobre el estado del sistema puede aumentar o disminuir dependiendo de la distribución de probabilidades inicial y final.

Por ejemplo, una distribución con incertidumbre nula no puede disminuir, en general sólo podría aumentar, mientras una distribución con incertidumbre máxima sólo podría disminuir.

La figura 1.1 representa el proceso general de la comunicación según Shannon

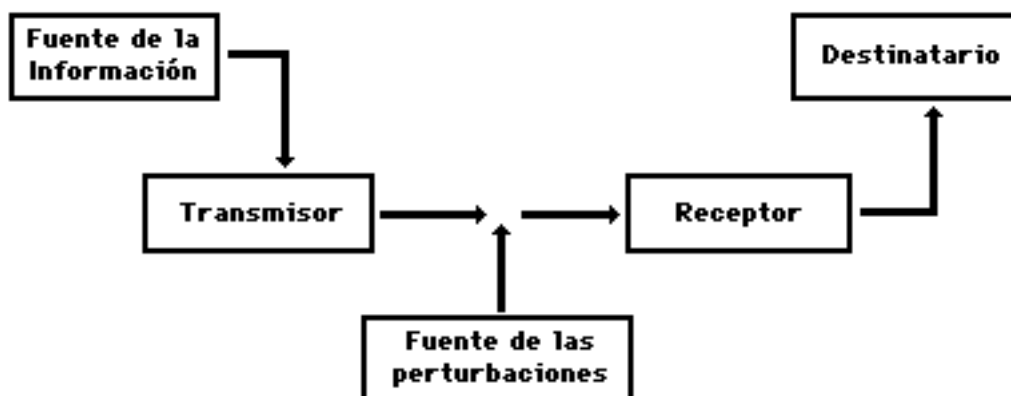


Figura 1.1: Diagrama de Shannon, recogido por Arreguin(1983)

1.8. *El Enfoque Sistémico*

La “Teoría General de Sistemas” fue inicialmente desarrollada por el biólogo Ludwig von Bertalanffy en el año 1940. Al principio esta teoría no estaba enfocada a los fenómenos de regulación y mucho menos a la noción de la información, pero estaba en una mejor posición epistemológica para conseguir la unidad de la ciencia que la cibernética. Contrariamente a la cibernética, Bertalanffy se interesaba particularmente en sistemas abiertos.

1.8.1. *Conceptos de Sistema en Lenguaje Natural*

Llegados a este punto, consideramos que es necesario recordar algunos conceptos de sistema expresados en lenguaje natural:

1. “Un sistema es un conjunto de elementos interrelacionados” (Von Bertalanffy, 1968).
2. “Un sistema se define como cualquier conjunto de variables que él (un observador) selecciona de las disponibles en la “ máquina real”” (Ashby, 1952).
3. “Por el momento será suficiente pensar en un sistema como un grupo de objetos físicos en una parte limitada del espacio que permanece identificable como un grupo a través de una longitud de tiempo apreciable.” (Bergmann, 1957).
4. “Un todo que está compuesto de muchas partes. Un conjunto de atributos” (Cherry, 1957).
5. “Conjunto de partes que trabajan para lograr un objetivo común” (Forrester).
6. “Una unidad compleja formada de muchos hechos a menudo diversos sujetos a un plan común o cumpliendo un propósito común” (Tercer Nuevo Diccionario Internacional de Websters).

1.8.2. *Sistemas Abiertos*

La aproximación sistémica engloba como un caso particular el método analítico-reduccionista que reduce el sistema a sus elementos para estudiar y entender los tipos de interacciones que existen entre ellos, suponiendo que se puedan ignorar los efectos de los elementos no considerados⁴. Así, este método es adecuado para los sistemas cerrados. Sin embargo, Bertalanffy sabía que muchos sistemas por su propia naturaleza y definición no son sistemas cerrados. Si separamos un organismo viviente de su entorno morirá debido a la carencia del oxígeno, agua y alimentos. Los organismos son sistemas abiertos que no pueden sobrevivir sin intercambiar continuamente materia y energía con su entorno.

En los últimos años de la década de los veinte Bertalanffy escribía:

“Ya que el carácter fundamental de un objeto viviente es su organización, el acostumbrado examen de las partes y procesos aislados no puede darnos una explicación completa de los fenómenos vitales. Este examen no nos informa acerca de la coordinación de partes y procesos. Así, la tarea primordial de la biología debiera ser la de descubrir las leyes de los sistemas biológicos (a todos los niveles de organización). Creemos que los intentos de hallar un fundamento para la biología teórica apuntan a un cambio básico en la concepción del mundo. A esta nueva concepción, considerada como un método de investigación, la llamaremos biología organísmica y en tanto en cuanto se propone ser explicativa, teoría de sistemas del organismo”

El programa organísmico fue el germen de lo que más tarde se conocería como la Teoría General de Sistemas, remplazando el término organismo por entidades organizadas tales como grupos sociales, personalidades, o ingenios tecnológicos.

Según Bertalanffy (1942): “En determinadas condiciones, los sistemas abiertos se aproximan a un estado independiente del tiempo, el llamado estado uniforme”

Este estado uniforme se caracteriza por un orden relativamente alto expresado en la existencia de desniveles acusados entre los componentes del sistema.

⁴Se estudia el sistema separado de su entorno

1.8.3. *Teoría General de Sistemas*

El enfoque sistémico pone en primer plano el estudio de las interacciones entre las partes y entre éstas y su entorno. Aparecen relaciones comunes en distintos sistemas de diferente naturaleza, lo que lleva a la construcción de Sistemas Generales: se puede considerar un Sistema General como una clase de Sistemas Particulares con la misma estructura de relaciones, de modo que cualquiera de ellos puede tomarse como modelo de los demás. De allí viene la necesidad de construir distintas Teorías para distintos Sistemas Generales, según el contexto formal en el que los diversos autores desarrollan sus investigaciones. Ahora bien, podemos construir también una Teoría General de Sistemas para el tratamiento sistemático de las propiedades de cualquier Sistema General. Será una teoría matemática formal, sin contenido material específico. Una Teoría General de Sistemas, idealmente aplicable a cualquier sistema real o imaginable, deberá poder tratar sistemas con cualquier número de variables (incluso con infinitas variables), de carácter continuo o discreto. Así, por ejemplo, según Mesarovic, un sistema es cualquier subconjunto de un producto cartesiano generalizado (podemos tener que recurrir al Axioma de Elección para su construcción). La importancia de las interacciones en el enfoque sistémico hará necesario distinguir entre las variables de entrada generadas por el entorno y las variables de salida generadas por el propio sistema. A su vez, en los sistemas complejos con diferentes estados internos deberemos tomar en consideración la transición temporal entre los mismos, sea mediante procesos determinísticos o probabilísticos. En los casos de mayor interés sistémico, la salida de un sistema reacciona sobre su entrada a través de un lazo de retroalimentación que provoca un proceso no lineal. Por tanto, los procesos derivados de la regulación y el equilibrio que son usuales en sistemas abiertos vivos o electrónicos sería de especial interés para la Teoría General de Sistemas.

1.8.4. *Dinámica de Sistemas*

La dinámica de sistemas se entiende, en el sentido de Forrester(1968), como una metodología para entender el cambio, utilizando las ecuaciones en diferencias finitas o ecuaciones diferenciales.

La típica ecuación de diferencias finitas (caso disceto) tiene la forma siguiente:

$$x_{t+1} = f(x_t; \vartheta)$$

donde x_{t+1} es el estado del objetivo del sistema en el instante $t + 1$, que depende del estado x_t y del parámetro ϑ . x y ϑ son vectores, mientras que f normalmente es una función continua.

La típica ecuación diferencial (caso continuo) tiene la forma siguiente:

$$\dot{x}(t) = g(x(t); \vartheta)$$

donde $\dot{x}(t)$ es la derivada del estado del objetivo del sistema, la cuál depende del estado $x(t)$ y del parámetro ϑ . También x y ϑ son vectores, y g normalmente una función continua.

Dada la representación de estos procesos podemos estudiar la dinámica del conjunto de los estados disponibles por el sistema que es el tema central de la modelación.

Cuando un sistema dinámico puede cambiar automáticamente sus objetivos intermedios con el fin de adaptarse a los cambios del entorno lo llamamos sistema adaptativo.

1.9. Teoría General del Aprendizaje

En el origen de la cibernética y la teoría general de sistemas juegan un papel relevante los procesos de Aprendizaje, en los que un sistema se desarrolla acumulando información a través de su interacción con el entorno. Procesos de este tipo tienen lugar en poblaciones genéticas, en organismos vivos individuales, en sistemas sociales y en ordenadores electrónicos.

En este apartado hacemos un breve repaso de algunos modelos de aprendizaje: en ellos se cambian los parámetros o incluso la estructura del modelo en cada simulación, como respuesta a su entorno.

Los modelos de aprendizaje más usados en las ciencias sociales son:

1. Aprendizaje usando redes neuronales
2. Aprendizaje usando la computación evolutiva

3. Aprendizaje usando la ley del refuerzo positivo y negativo

Los dos primeros se basan débilmente en analogías con procesos biológicos.

1.9.1. *Redes Neuronales Artificiales*

El cerebro está compuesto por un red compleja de células llamada neuronas que comunican mediante un tejido denso de interconexiones que transportan impulsos electroquímicos. Se estima que el cerebro humano contiene más de cien mil millones de neuronas . En general, una neurona envía su salida a otras por su axón. El axón transporta la información por medio de diferencias de potencial u ondas de corriente, dependiendo del potencial de la neurona. Este proceso es a menudo modelado por una regla de propagación representada por una “función de base”.

La función de base de primer orden de una red neuronal artificial es

$$u_i(w, x) = \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j$$

donde w es la matriz de pesos, y x el vector de entrada.

La neurona recoge las señales por su sinapsis sumando todas las influencias excitadoras e inhibitoras. Si las influencias excitadoras positivas dominan, entonces la neurona da una señal positiva y manda este mensaje a otras neuronas por sus sinapsis de salida. La neurona se activa si la fuerza combinada de la señal de entrada es superior a un cierto nivel; en el caso general el valor de activación de la neurona viene dado por una función de activación.

El valor de red, expresado por la función de base $u(w, x)$, será inmediatamente transformado por una función de activación no lineal. Por ejemplo, las funciones de activación más comunes son la sigmoideal y la gaussiana.

Las redes neuronales se clasifican comúnmente, en términos de sus correspondientes algoritmos o métodos de “entrenamiento”, en redes no supervisadas y redes supervisadas.

Reglas de entrenamiento supervisado: las redes de entrenamiento supervisado han sido los modelos de redes más desarrolladas desde el inicio de estos diseños. Los datos para el entrenamiento están formados por varios pares de patrones de entrenamiento de entrada y

de salida. El hecho de conocer la salida permitirá que el entrenamiento se beneficie de la supervisión de un “maestro”, y la red ajusta sus pesos tratando de minimizar el error de su salida calculada.

Reglas de entrenamiento no supervisado: para los modelos de entrenamiento no supervisado, el conjunto de datos de entrenamiento consiste sólo en los patrones de entrada. Por lo tanto, la red es entrenada sin la ayuda de un “maestro”. La red ajusta sus interconexiones basándose únicamente en sus entradas y la salida de la propia red. Las leyes de aprendizaje determinan cómo la red ajustará sus pesos utilizando una función de error o algún otro criterio.

1.9.2. Computación Evolutiva

La Computación Evolutiva interpreta la naturaleza como una inmensa máquina de resolver problemas y trata de encontrar el origen de dicha potencialidad para utilizarla en programas. La programación evolutiva y los Algoritmos Genéticos son algunas de las más conocidas y originales técnicas de computación evolutiva.

1.9.2.1. Algoritmos Genéticos

La evolución de los seres vivos tiene lugar en los cromosomas, en donde está codificada su información. Así la información acumulada en los cromosomas varía de unas generaciones a otras. En el proceso de formación de un nuevo individuo, se combina la información cromosómica de los progenitores.

En consonancia con ello, los elementos básicos de un algoritmo genético son:

- **Representación cromosómica:** en la actualidad podemos distinguir dos escuelas: una se limita a cadenas binarias y otra utiliza otro tipo de configuraciones.
- **Población inicial:** suele ser generada aleatoriamente. Sin embargo, últimamente se están utilizando métodos heurísticos para generar poblaciones iniciales de buena “calidad”. En este caso es importante garantizar la diversidad estructural de estas pobla-

ciones para tener una “representación” de la mayor parte de población posible o al menos evitar la convergencia prematura.

- **Medida de evaluación:** respecto a la evaluación de los “cromosomas”, se suele utilizar una función que determina qué soluciones tienen mayor o menor probabilidad de sobrevivir.
- **Criterio de selección:** los individuos son copiados de acuerdo a su evaluación con la función objetivo (aptitud). Los más aptos tienen mayor probabilidad de contribuir con una o más copias a la siguiente generación (se simula selección natural).
- **Cruces:** se selecciona un punto al azar (bit) de la cadena. La parte anterior del punto es copiada del genoma del “padre” y la posterior del de la “madre”.
- **Mutaciones:** La operación de Mutación más sencilla, y una de la más utilizadas, consiste en reemplazar con cierta probabilidad el valor de un bit. Observamos que con la mutación se introduce un factor de diversidad en la población y aumenta la posibilidad de la superación de óptimos locales.

1.9.2.2. Programación Evolutiva

Con esta analogía se construyen sistemas de aprendizaje basados en el proceso de la evolución por selección natural. La programación evolutiva es una estrategia de optimización estocástica bastante similar a los algoritmos genéticos. El método básico de la programación evolutiva involucra tres pasos:

1. Se escoge una población inicial, generada aleatoriamente, de tamaño superior a 1.
2. Cada solución producida se evalúa de acuerdo con su aptitud.
3. Cada solución se reproduce en una nueva población. Cada una de estas soluciones producidas se muta de acuerdo con una distribución del tipo de mutación.

En la programación evolutiva no hay restricciones en la representación de los individuos de la población y se eligen según el problema, mientras que en los algoritmos genéticos se suelen considerar como cadenas de genes; además no se usan cruces.

1.9.3. Aprendizaje con Refuerzo Positivo y Negativo

Thorndike propuso por primera vez la “Ley del efecto”, la cual, en términos generales, dice que los aspectos del comportamiento que son “satisfactorios” para el organismo tienden a repetirse, mientras que los que no lo son tienden a no repetirse. El refuerzo positivo mediante “recompensas” y negativo mediante “castigos” es un factor importante en el proceso de aprendizaje que aumenta la probabilidad de alcanzar determinado “objetivo”.

1.9.3.1. Modelos de Aprendizaje Probabilístico

Los modelos de aprendizaje construidos por el profesor Rafael Pla López se basan en la ley del refuerzo negativo y positivo, explicando cómo el cumplimiento o no del objetivo lleva al cambio de las probabilidades de los tipos de sistemas o de las acciones. Así, define una función entre 0 y 1 que mide el cumplimiento del objetivo (función objetivo) tal que un mayor valor expresa un mejor cumplimiento.

Antes de describir algunos de estos modelos definimos los siguientes conceptos:

- **Decisión:** es una variable de entrada controlada.

- **Controlabilidad:** es la capacidad de un sistema de alcanzar determinados estados a través de una serie de decisiones.

- **Perturbación:** es una variable de entrada no controlada (del entorno).

- **Aprendizaje Recíproco:** es un proceso donde dos sistemas aprenden mediante sus interacciones.

1.9.3.1.1. Modelo Lineal General de Aprendizaje Probabilístico

Sea X un espacio medible de decisiones (entradas controlables) y Ω un espacio de perturbaciones (entradas incontrolables).

Sea g una función objetivo y \bar{g} su media tal que

$$g : X \times \Omega \longrightarrow \mathbb{R}$$

$$(x, \omega) \longmapsto g(x, \omega)$$

$$\text{y } \bar{g} = \sum_{x \in X, \omega \in \Omega} g(x, \omega) p(x, \omega)$$

donde $p(x, \omega)$ es la probabilidad de la decisión x con la perturbación ω

Se define el Modelo Lineal de Aprendizaje Probabilístico mediante una función real $f(x)$ de acumulación de la memoria (información) tal que

$\forall x \in X$

$$\begin{cases} p(x) = \frac{f(x)}{\sum_{x' \in X} f(x')} \\ \Delta f(x) = \lambda \sum_{\omega \in \Omega} (g(x, \omega) - \bar{g}) p(x, \omega) \end{cases} \quad (1.9.3)$$

donde λ es un número real positivo.

La figura 1.2 expresa las relaciones de este modelo:

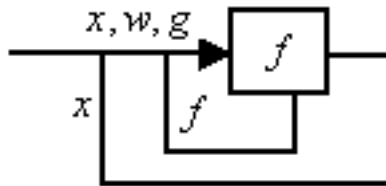


Figura 1.2: Modelo Lineal de Aprendizaje Probabilístico

Sabiendo que $p(x, \omega) = p(\omega/x)p(x)$ (Teorema de Bayes), para aplicar este modelo es necesario saber la probabilidad condicional $p(\omega/x)$. En el caso de independencia estadística de la decisión x y la perturbación ω tenemos $p(\omega/x) = p(\omega)$, y $p(x, \omega) = p(\omega)p(x)$.

Si además la función objetivo no depende de la perturbación ω , será

$\bar{g} = \sum_{x \in X} g(x)p(x)$ y la relación (1.9.3) se reduce a:

$$\begin{cases} p(x) = \frac{f(x)}{\sum_{x' \in X} f(x')} \\ \Delta f(x) = \lambda (g(x) - \bar{g}) p(x) \end{cases}$$

Observemos que la función $f(x)$ aumenta para la decisión x cuando $g(x)$ es superior al valor medio \bar{g} , y decrece cuando $g(x)$ es inferior al valor medio \bar{g} .

1.9.3.1.2. Modelo Lineal Recíproco de Aprendizaje Probabilístico

Con el fin de simular la interacción entre diferentes sistemas con aprendizaje, suponemos que el espacio de perturbaciones Ω es igual que el espacio de las decisiones X . Entonces la perturbación se puede considerarse como una decisión del entorno, que tendrá el mismo objetivo que el sistema. En este caso se define el Modelo Lineal Recíproco del aprendizaje Probabilístico como combinación del modelo anterior con la función ($f_X(x)$) de acumulación de memoria, y su correspondiente del entorno, con la función real ($f_\Omega(\omega)$) de acumulación de memoria:

$$\begin{cases} p(\omega) = \frac{f(\omega)}{\sum_{\omega' \in \Omega} f(\omega')} \\ \Delta f(\omega) = \lambda \sum_{x \in X} (g(\omega, x) - \bar{g}) p(\omega, x) \end{cases} \quad (1.9.4)$$

Observemos que el entorno y el sistema tienen la misma función objetivo g con las variables intercambiadas: Las decisiones del sistema son perturbaciones para el entorno.

La figura 1.3 expresa las relaciones de este modelo:

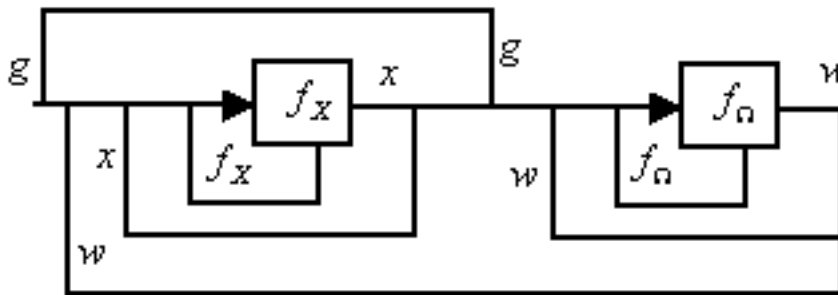


Figura 1.3: Modelo Lineal Recíproco de Aprendizaje Probabilístico

Este modelo sirve para simular las interacciones de aprendizaje entre dos sistemas con la misma función objetivo g .

1.10. Modelo General Básico de Evolución Social

El servomecanismo de los modelos de la evolución social construidos por Rafael Pla López se basa en un Aprendizaje Probabilístico suponiendo interacciones en una población de NP subsistemas sociales (sociedades) que actúan en un entorno ecológico común y toman una función de cumplimiento de objetivo

$$g(x, \omega) = \pi(x) \left(1 - \sigma(x, \omega) \right)$$

donde

$\pi(x)$ indica la posibilidad técnica de satisfacción de x

y $\sigma(x, \omega)$ la represión sufrida por la decisión x en su entorno social ω

Con $\Delta f(x/N) = \lambda \sum_{\omega \in \Omega} \left(g(x, \omega) - \bar{g} \right) p(x, \omega/N)$ para todo subsistema social N su Aprendizaje dependerá solo de su experiencia, expresada por $p(x, \omega/N)$.

Como veremos, $p(x, \omega/N)$ y \bar{g} pueden sustituirse en dicha fórmula por otras expresiones para simular la complejidad de la evolución social.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Ashby, W. Ross (1952), *Design for a Brain- The Origin of Adaptive Behavior*. New York: Wiley and London: Chapman and Hall.
- [2] Ashby, W. Ross (1956), *An Introduction to Cybernetics*. London: Chapman and Hall.
- [3] Wiener, Norbert (1956), *The Human Use of Human Beings - Cybernetics and Society*. Garden City, NY: Doubleday.
- [4] Wiener, Norbert (1988), *The Human Use of Human Beings; Cybernetics and Society*, Houghton Mifflin, Boston, 1950/1954; second edition. New York: Da Capo.
- [5] Wiener, Norbert (1948), *Cybernetics, or Control and Communication in the Animal and the Machine*. Cambridge, MA: MIT Press.
- [6] Shannon, Claude E. (1963), and Warren Weaver, *The Mathematical Theory of Communication* (5th ed.). Chicago: University of Illinois Press.
- [7] Forrester, Jay W. (1973), *World Dynamics* (2nd ed.). Cambridge, MA: Wright-Allen Press, 1973;
- [8] Maruyama, Magoroh, *The Second Cybernetics: Deviation-Amplifying Mutual Causal Processes*, pp 304-316 in *Modern Systems Research for the Behavioral Scientist: A Sourcebook* (Walter Buckley, ed.), op. cit.
- [9] Von Foerster, Heinz 1970, *Cybernetics of Cybernetics*, paper delivered at annual meeting of the American Society for Cybernetics

- [10] Umpleby, Stuart A. (1993), The cybernetics of conceptual systems, paper prepared for the Institute of Advanced Studies, Vienna, March 8.
- [11] Von Bertalanffy, Ludwig (1975), General System Theory: Foundations, Development, Applications. New York: Braziller.
- [12] Maturana, Humberto (1970), "Neurophysiology of cognition", pp 3-24 in: Cognition: A Multiple View (Paul Garvin, ed.). New York: Spartan Books.
- [13] Maturana, Humberto, and Francisco Varela (1980), The Tree of Knowledge: The Biological Roots of Human Understanding. Boston: New Science Library.
- [14] Umpleby, Stuart A. (1990), The science of cybernetics and the cybernetics of science, *Cybernetics and Science*, 21:109-121.
- [15] Von Glasersfeld, Ernst, The Construction of Knowledge. Salinas, CA: Intersystems Publications.
- [16] Von Foerster, Heinz (1974), On constructing a reality, reprinted in *Observing Systems* (H. von Foerster, ed.). Salinas, CA: Intersystems Publications.
- [17] Umpleby, Stuart A. (1991), "Strategies for winning acceptance of second-order cybernetics", paper presented at the International Symposium on Systems Research, Informatics and Cybernetics, Baden-Baden, Germany, August 12-18.
- [18] Geyer, Felix, and Van der Zouwen, Johannes (1994), Norbert Wiener and the Social Sciences, *Kybernetes*, vol. 23, No.7.
- [19] Klir, G.L and Valach, M (1967), *Cybernetic Modelling*. London: Iliffe Books.
- [20] Luhmann, Niklas, The Autopoiesis of Social Systems, pp 172-192 in *Sociocybernetic Paradoxes*, op. cit.

- [21] Klir, G.L. (1985) *Architecture of systems problems solving*, New York: Plenum Press.
- [22] Masarovic, M.D and Takahara, Y. (1975) *General Systems Theory: Mathematical Foundations*, New York/San Francisco/London: Academic Press
- [23] Parra-Luna, F. (1994) *Hacia la tercera Cibernética: una introducción*, Tercera Escuela Europea de sistemas.
- [24] Robert Vallée (1994) *Origine et evolution de la théorie des systèmes*, Tercera Escuela Europea de sistemas.
- [25] Rafael Rodríguez-Delgado (1994) *Systems Theory. Foundations*, Tercera Escuela Europea de sistemas.
- [26] Lorenzo Ferrer Figueras (1997) *Del paradigma mecanicista al paradigma sistémico*, Universidad de Valencia.
- [27] Aracil, J. (1992) *Introducción a la dinámica de sistemas*, Alianza universidad textos, Madrid.
- [28] Prigogine, I. and Stengers, I. (1984), *Order out of Chaos - Man's New Dialogue with Nature*. London: Flamingo.
- [29] Heylighen F. and Joslyn C. (2001) *Cybernetics and Second Order Cybernetics*, in: R.A. Meyers (ed.), *Encyclopedia of Physical Science and Technology*, Vol. 4 (3rd ed.), (Academic Press, New York), p. 155-170.
- [30] Geyer, F (1995) *The Challenge of Sociocybernetics* *Kybernetes* 24(4), 6-32
- [31] Paul Watzlawick, Janet Beavin Bavelas, Don D. Jackson, (1967) 1993, *Teoría de la Comunicación Humana*, Herder, Barcelona.
- [32] Tomás Austin Millán (2000) *Fundamentos Socioculturales de la Educación*, Editorial Universidad Arturo Prat, Sede Victoria, 171 Págs.

- [33] Begoña Gros De la cibernética clásica a la cibercultura: herramientas conceptuales desde donde mirar el mundo cambiante, *Revista Teoría de la Educación Universidad de Salamanca*.
- [34] Pla-López, R. (1975a), Esbozo de una teoría general del Aprendizaje, en *Escuela* 75, n2, 4-5, València.
- [35] Pla-López, R. (1984c), *Mathematical Foundations of a Learning General Theory*, en *International Conference on Systems Research*.
- [36] Pla-López, R. (1988c), *Introduction to a Learning General Theory*, *Cybernetics and Systems: An International Journal*, 19, 411-429, Hemisphere Publishing Corporation, The Austrian Society for Cybernetic Studies, 1988.
- [37] Pla-López, R. (1989a), *Model of Social Evolution from Science and Power*, en *XVIIIth International Congress of History of Science*, Hamburg and Munich.
- [38] Pla-López, R. (1989b), *Models of Historical Evolution: Alternating Ends*, en *Congrès Européen de Systemique (CES1)*, Association Française pour la Cybernetique Economique et Technique, Lausanne, tome I, 239-248.29).
- [39] Pla-López, R. (1990b), *Model of Multidimensional Historical Evolution*, en R. Trapl ed., *Cybernetics and Systems'90*, pp 575-582, World Scientific, Singapore (Tenth European Meeting on Cybernetics and Systems Research, Vienna).
- [40] Pla-López, R. (1991), *Un Modelo Cibernético de Evolución Social desde el Mundo Actual*, en *II Simposio Leonardo Torres Quevedo*, Real Valle de Camargo, Cantabria.
- [41] Pla-López, R. (1992a), *Model of Adaptive, Historical and Multidimensional Social Learning*, en *Cybernetics and Systems Research'92*, 2, pp 1005-1012, World Scientific, Singapore (Eleventh European Meeting on Cybernetics and Systems Research 1992, Vienna).

- [42] Pla-López, R. (1992b), The Role of Subjective Factor in Social Evolution (1 versión), en Fuschl Conversation on Systems Education, València.
- [43] Pla-López, R. (1993d), The Role of Subjective Factor in Social Evolution, in Second European Congress on Systems Science, Praga.
- [44] Pla-López, R. and Castellar-Buso, V. (1994a), Model of Historical-Geographical Evolution, en Cybernetics and Systems'94, 2, pp 1049-1056, World Scientific, Singapore (Twelfth European Meeting on Cybernetics and Systems Research 1994, Vienna).
- [45] Pla-López, R. (1994c), A systemic model of social evolution, en Tercera Escuela Europea de Sistemas, pp 219-232, Ajuntament de Valencia/Universitat de València/Conselleria d'Éducació i Ciència de la Generalitat Valenciana, València, ISBN 84-88639-40-6.
- [46] Pla López, R. (1996a), ¿Cuánto puede perdurar una revuelta?, en 1 Reunión Española de Ciencias de Sistemas, València. Publicado en "Revista Internacional de Sistemas", vol.8, Nro.1-3, Enero-Diciembre 1996, pp 59-73, ISSN 0214-6533. <http://www.uv.es/pla/CUANTOPE.DOC>.
- [47] Pla López, R. (2001), Adaptative Systems, enviado a Importante Information for Editors and Authors of the Encyclopedia of Life Support Systems.
- [48] Pla López, R. (1996c), Social and Ecological Consequences of Adaptive Pacifism and Unsubmission, en 3rd. European Congress of Systems (CES'3), Roma, <http://www.uv.es/pla/socecapa.doc>.
- [49] Foerter, H. von, 1960 On self-organizing systems and their environment, en Self-Organizing systems, Nueva York, Pergamon Press.
- [50] Castellar-Busó, V. and Pla-López, R. (1997c), A Model of Sustainable Development Opposite to the Ecological Hecatomb, en 14th International Conference

- of WACRA-Europe on Sustainable Development, Madrid, <http://www.uv.es/buso/wacraeng/wacraeng.html>.
- [51] Castellar-Busó, V. and Pla-López, R. (1997d), Economical consequences from a model of social evolution, <http://www.uv.es/buso/ecocons/ecocons.html>.
- [52] Castellar Busó, V. tesis doctoral dirigida per Pla López,R. (1998a), Un Model Sistèmic d' evolució Social Sostenible, Departament de Matemtica Aplicada, <http://www.uv.es/buso/tesi/tesiweb.html>.
- [53] Castellar-Busó, V. and Pla-López, R. (1998b) Un modelo de desarrollo sostenible o- puesto a la hecatombe ecológica, Revista Iberoamericana de Autogestión y Acción Comunal, 32, primavera ISSN 02 12-7687 <http://www.uv.es/buso/wacra/wacra.html>.
- [54] Temre, R. and Pla López, R. (1999a), Un Modelo Matemático de Influencia de las Condiciones Naturales en la Evolución Social, en Revista Internacional de Systemas, Vol.9, 1-3, pp 81-102, Sociedad Española de Sistemas Generales, València, ISSN 0214-6533 <http://www.uv.es/temre/trabajo.zip>.
- [55] Pla-López, R. and Castellar-Busó, V. (1999c), Models of Dual Social Evolution, 4th Systems Science European Congress (CES'4), València, 20-24 September 1999, ISBN 84-7795-233-7 <http://www.uv.es/buso/vienapla/modduale.html>.
- [56] Nemiche, M. and Pla-Lopez, R. (2000), A Model of Dual Evolution of the Humanity, en 2nd International Conference on Sociocybernetics, Panticosa, 25-30 juny, <http://www.uv.es/pla/models/MDEHabrid.htm>.
- [57] Castellar-Busó, V. and Pla-López, R. (2000c) Ecological Consequences of a Social Model: Sustainable Development versus Ecological Hecatomb, en Sustainable Development, Research on Cases and Theories, 8, Rainer Hampp Verlag,

Mnchen and Mering, ISBN 3-87988-480-3, ISSN 0940-2829, <http://www.uv.es/bu-so/elohimjl/elohimjl.html>.

- [58] Gurney, K. (1997) *An Introduction to Neural Networks*, UCL Press, ISBN 1 85728 503 4.
- [59] Haykin, S. *Neural Networks* (1999) 2nd Edition, Prentice Hall, ISBN 0 13 273350 1.
- [60] Fulford, G. Forrester, P. and Jones, (1997) *A. Modelling with Differential and Difference Equations*. New York: Cambridge University Press.
- [61] Melanie Mitchell, *An Introduction to Genetic Algorithms* (1996), MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
- [62] Zbigniew Michalewicz, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs* (1992), Springer-Verlag, Second Edition.
- [63] David Fogel, B. *Evolutionary Computation. Toward a New Philosophy of Machine Intelligence* (1995), The Institute of Electrical and Electronic Engineers, New York.
- [64] Thomas Bäck, *Evolutionary Algorithms in Theory and Practice* (1996), Oxford University Press, New York.
- [65] Nigel Gilbert and Klaus Troitzsch G. (1998), *Simulation for the Social Scientist*. ISBN 0 335 19744 2 by Open University Press
- [66] Schneider, T. D. (1991b), *Theory of molecular machines. II. Energy dissipation from molecular machines*. *J. Theor. Biol.* 148, 125-137.