

TOPOS: Reconocimiento de patrones temporales en sonidos reales con redes neuronales de pulsos

Pablo González Nalda¹ y Blanca Cases²

¹Escuela Universitaria de Ingeniería de Vitoria-Gasteiz, UPV-EHU
pablo@si.ehu.es <http://lsi.vc.ehu.es/pablogn/>

²Facultad de Informática de Donostia-San Sebastián, UPV-EHU

Abstract. En este artículo hacemos un resumen de la aplicación TOPOS y presentamos nuevos resultados obtenidos con la misma.

El sistema desarrolla un robot que visita en un determinado orden dos fuentes de sonidos reales. Los dos sonidos emiten exactamente el mismo sonido del canto de un canario, con la única diferencia de que cada sonido tiene un orden distinto en sus partes, parecido a "per" y "pre".

Para diferenciar dos señales que se reciben simultáneamente el robot se beneficia de las características de situación y corporeidad, y de las ventajas que ofrecen las redes neuronales de pulsos (PCNN).

TOPOS es un modelo en el que se evolucionan poblaciones de robots del tipo Khepera dentro de un esquema evolutivo con un fuerte referente biológico, con el fin de obtener comportamientos de navegación a través del reconocimiento de señales complejas y variables en el tiempo. Se modelan las estructuras que llevan a cabo la percepción auditiva, entre ellas la cóclea mediante la Transformada de Fourier.

1 Introducción. Vehículos de Braitenberg y Robótica Evolutiva

En este artículo se presenta un resumen de los fundamentos que permiten comprender los objetivos y la estructura y mecanismos de la aplicación TOPOS[1]. Por otra parte, describimos nuevos resultados obtenidos con la misma, resultados que dan una muestra de las posibilidades que nos proporciona el planteamiento en el que se ha desarrollado.

Los vehículos de Braitenberg [2] son experimentos mentales que implementan tropismos y taxias. El vehículo de Braitenberg más interesante se dirige a una fuente que estimula los sensores, por ejemplo una fuente de luz y sensores basados en células fotoeléctricas. Se denomina fototropismo positivo, y sería un simple mecanismo cableado (*hardwired*) simétrico en el que un aumento del estímulo en la célula izquierda aceleraría el motor derecho y viceversa, con lo que el vehículo se mueve hacia la fuente de luz.

Este trabajo está encuadrado en la Robótica Autónoma [3] y en su rama darwiniana, la Robótica Evolutiva [4]. En ésta se evolucionan poblaciones de robots probándolos con una determinada tarea para después seleccionarlos según

la puntuación que hayan obtenido. Los objetos de evolución pueden ser modelos de robots, simulaciones de robots o los probios robots reales.

La aplicación presentada en [1] se denomina TOPOS por el problema de navegación basado en el reconocimiento de señales complejas que actúan como puntos de referencia o *landmarks* en un entorno no estructurado. En concreto, las señales son sonidos como los que se pueden grabar directamente en la naturaleza, por ejemplo el canto de un pájaro. La percepción está fuertemente ligada al movimiento de la cabeza y las orejas para deducir el origen del sonido y usarlo para orientarse.

En estas ramas de la Robótica hay trabajos que desarrollan vehículos de Braitenberg que usan luz blanca en robots del tipo Khepera [5]. Hay también algunos diseños que usan sonido en vez de luz, como los que emulan la fonotaxia del grillo en robots que reconocen el canto de un grillo de una especie determinada, cuatro ráfagas de 20 ms de una onda de 4'8 kHz [6]. La mayor parte de los trabajos desarrollados hasta el momento usan señales simples y constantes como estímulos. Sin embargo, algunos artículos presentan avances, como en [7], que se usa una distancia a un objeto para distinguir cuál de los dos posibles es, y estudian la capacidad de distinguir secuencias de hasta tres bits. En [8] subrayan la dificultad de reconocer señales complejas que varían en el tiempo, y preparan un Khepera que permite que no choque con paredes pintadas con franjas verticales, que parecen código de barras.

2 Sonido y sensores: Fourier y espectro de frecuencias

El sonido lo percibimos [9][10] con la unión del sistema auditivo y del nervioso, procesando la señal mediante la forma del oído externo, la oreja (ecolocación), el tímpano y los huesecillos del oído medio (compresión del rango dinámico), y la estructura neuronal que recibe los movimientos ciliares de la cóclea.

La señal que "oyen" los *topos* es la parte real de la Transformada de Fourier, obtenida de cada 0'04 segundos de sonido, y que se representa como un vector de 64 números reales. Cada valor representa la intensidad de un sonido en un cierto rango de frecuencias o *bandas*. Cada una de las 64 bandas tiene una anchura de 47 Hz, y por tanto, la frecuencia máxima representada es de 3000 Hz (ver la figura 1). Los sensores se activan más intensamente en una frecuencia, llamada característica (FC), cuyo umbral es el más bajo. Las bandas adyacentes a la banda de esa frecuencia producen menor activación. Cada sensor está definido por su FC, umbral y nivel de saturación. De esta manera se selecciona, de forma adaptativa, la información útil para reconocer la señal.

3 Aplicación TOPOS

TOPOS modela el clásico experimento de la *caja de Skinner*[11]. Una rata en una caja debe (o puede) pulsar una palanca u otra. Las ratas aprenden a relacionar el premio o castigo que reciben al apretar una palanca con el estímulo asociado a la palanca (una luz, una imagen, un sonido).

TOPOS [1] es un modelo, es decir, no pretende reflejar con precisión aspectos biológicos (aunque tiene un fuerte referente biológico) ni la dinámica o forma de un robot en concreto. Este modelo es un paso importante hacia la obtención de un controlador para un robot del tipo Khepera que desarrolle la tarea, ya que en este modelo no se imponen fuertes restricciones y en [12] se justifica que es factible la conversión de un modelo relativamente simple a un robot.

El agente está situado y corporeizado (integrado en el entorno y en su propio cuerpo, *situated and embodied*): los sensores tienen una determinada forma que modifica la señal que pasan a la red neuronal, y la posición relativa del individuo respecto a la de las fuentes de sonido determina la intensidad de la señal. El diseño a mano es casi imposible [13], así que se necesita evolucionar el controlador (una red neuronal) de forma integrada con los sensores y motores y con el entorno [14]. Así, los individuos (que llamamos *topos*) se adaptan filogenéticamente.

En TOPOS se hace una generalización de la estructura de un vehículo de Braitenberg al usar una red neuronal formada por dos subredes simétricas parcialmente interconectadas (comparten 4 neuronas). Cada una de las dos subredes es una red de 8 neuronas, de tipo PCNN, es decir, redes neuronales recurrentes totalmente conectadas y de pulsos con retardos en los axones [15]. La red tiene 12 neuronas en total y 12 sensores (cada uno conectado a una neurona, ya sea a la subred del mismo lado o al del otro). En este esquema las neuronas no calculan un valor de salida aplicando una función sigmoidea a la suma ponderada de las entradas, sino que se disparan (y por tanto, tienen dos estados, en proceso de disparo o en reposo) cuando se supera el umbral.

Varios trabajos en Robótica Evolutiva [16][4] usan *Continuous Time Recurrent Neural Networks (CTRNN)*, que se pueden describir fácilmente como un sistema de ecuaciones diferenciales. En los dos modelos se usa un modelo recurrente (con ciclos), pero en cambio, en las PCNN las neuronas disparan pulsos simulando la mayor parte de neuronas naturales [17]. Las ventajas de estas PCNN es que son biológicamente plausibles, integran percepciones en el tiempo, procesan información temporal con los retardos en los axones, y que son más resistentes al ruido, equivalentes a las sigmoideas y a veces con menos neuronas[15].

TOPOS es un programa de ordenador en el que se desarrolla una estructura de un sistema de Robótica Evolutiva típico, en el que encontramos una población de un cierto número de robots (en este caso, modelos idealizados de robots del tipo Khepera), cuyos parámetros se han obtenido de su genoma, y que son evaluados en una tarea, seleccionados, y cruzados los mejores para obtener una nueva generación.

El genoma es un vector de números reales que determinan los valores de sensores (frecuencia, umbral y nivel de saturación, sensibilidad a frecuencias cercanas), neuronas, retardos en axones, pesos sinápticos y velocidad de los motores. El Algoritmo Genético y la selección mantienen una *élite* de los mejores topos de cada generación (25%) y el resto de la población se genera por cruce de dos progenitores (excluyendo a los 25% peores de la generación anterior).

La tarea consiste en visitar en un orden determinado al principio de la ejecución dos puntos en un plano, colocando al comienzo el robot en un lugar

equidistante de ambos (10'5 unidades). En cada punto están situadas (asignadas aleatoriamente) dos fuentes de sonido. Por visitar se entiende acercarse a una distancia determinada a la fuente (en el experimento es 5'25 unidades, la distancia entre los faros dividida entre 4). El robot, según lo que reciba por sus sensores podrá moverse por el plano activando con diferente velocidad los motores. La función de adecuación (*fitness*) se define a partir de la puntuación de cada una de las pruebas hechas a cada *topo* de la población. La puntuación de una prueba depende de la distancia mínima a cada uno de los dos *faros* o fuentes de sonido. Se restan los valores de las distancias mínimas a una cantidad base de 100. Se suma un *bonus A* (10+var) si el topo visita la primera fuente en primer lugar. El valor variable es mayor cuanto menor sea la distancia al segundo faro. Se suma un segundo bonus *bonus B* de valor 30 si además se visita el segundo faro en segunda posición. La mayor puntuación corresponde con la mejor actuación. En caso de hacer por error una mala prueba, la puntuación sería negativa, pero se pone a 0 para que no pese en exceso en la nota global. La puntuación es un valor absoluto, no depende del entorno ni del comportamiento de otros topos. La máxima puntuación será $100 - 5.25 - 5.25 + 10 + (21 - 5.25) + 30 = 129.5$

4 Resultados del experimento

Se ha llevado a cabo un experimento con una población de 100 topos, y cinco pruebas de 35 segundos por individuo y generación. La última generación (200) es una sesión especial de 100 pruebas a cada individuo de la élite para medir la capacidad de respuesta al problema y así obtener datos estadísticos de los mejores individuos de la ejecución. En vez de usar la puntuación, contamos cuántas veces se realiza la tarea correctamente (*acierto*), en cuántas se falla, y el resto son las veces en las que no es capaz de "decidirse". Con estos datos definimos estos valores:

- eficacia relativa **efr** = $\text{aciertos}/(\text{aciertos}+\text{fallos})$
- eficacia absoluta **efa** = $\text{aciertos}/\text{pruebas}$

Los sonidos son iguales excepto en el orden de las partes (ver la figura 1). Podría compararse a diferenciar entre "per" y "pre" Además debe visitar los dos faros en un orden determinado para toda la ejecución para obtener un *acierto*. Se determinaría *fallo* ir primero al faro que debe visitar en segundo lugar.

El canto del pájaro de cada uno de los dos sonidos tiene una parte de silencio antes o después del sonido, como se ve en la figura 1, pero como el punto de comienzo de la reproducción del sonido es aleatorio en cada prueba, a veces serán simultáneos y más difíciles, por ejemplo uno parecerá un extraño eco del otro, o eliminará la posibilidad de oír cierta parte clave del sonido.

Denominamos los experimentos *AB*, *BA* y *AA* (tabla 1). La primera letra indica el sonido que se debe visitar primero. La doble A significa que damos el mismo sonido, con el mismo orden en sus partes, tanto al faro al que se debe visitar primero como al segundo. En esta situación no hay información

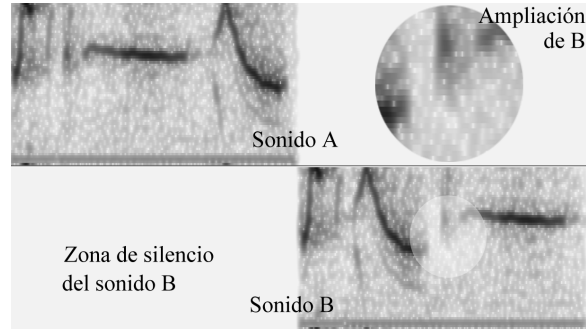


Fig. 1. Espectro de frecuencias del canto de un pájaro. El tiempo es el eje horizontal (segundos), la frecuencia en Hz (vertical), y las mayores amplitudes en negro (escala de B/N logarítmica). La altura de cada cuadrado es la anchura de una banda

| Exp | EFR \bar{x} | EFR σ | EFA \bar{x} | EFA σ |
|-----|---------------|--------------|---------------|--------------|
| AB | 100 | 0 | 20'8 | 4'80 |
| BA | 100 | 0 | 19'8 | 5'61 |
| AA | 4'0 | 19'6 | 0'2 | 1'19 |

Table 1. Media \bar{x} y desviación estándar σ de EFR y EFA de los tres experimentos.

para escoger ninguno, por tanto la mejor estrategia parece ser acercarse pero no *marcar*, no jugar.

En resumen, parece que una de cada cinco veces tiene la información necesaria para decidirse a realizar la tarea, que la efectúa siempre bien.

5 Discusión y conclusiones

Lo primero que se puede decir es que, ante un difícil problema con el que nosotros tendríamos dificultad, es capaz de desarrollar una solución aceptable. Este es un problema que requiere una capacidad de proceso temporal de las señales, la explotación de las características de corporeidad y situación, y la *decisión* de solucionar o no un problema según la situación, para no fallar. En este esquema evolutivo, el fallo implica no sobrevivir, es peor hacerlo mal que no hacerlo. Tampoco hay que olvidar que no sólo se busca que elija una señal, sino que visite las dos en orden, con lo que tiene que cambiar su *estado mental* en función de qué parte de la tarea tiene realizada. Y todo esto con una docena de neuronas.

Es importante señalar que el individuo es un todo, y que su estructura es independiente del tipo de sonido que se use. No se añade ningún tipo de conocimiento para ayudar en la tarea, como ocurre en el reconocimiento de voz, aparte de ser un problema y un planteamiento completamente diferente.

6 Agradecimientos

Este trabajo está financiado por el proyecto 9/UPV 00003.230-15840/2004.

Queremos también agradecer al grupo *IAS-Research* del departamento de *Lógica y Filosofía de la Ciencia* de la UPV/EHU por sus muy interesantes consejos y ayuda, y a Javier Dolado también por su apoyo y ayuda.

References

1. González-Nalda, P., Cases, B.: Topos: generalized braitenberg vehicles that recognize complex real sounds as landmarks. In Rocha, L.e.a., ed.: *Alife X: 10th International Conference on the Simulation and Synthesis of Living Systems*, MIT Press (2006, in press)
2. Braitenberg, V.: *Vehicles. Experiments in Synthetic Psychology*. MIT Press, MA (1984)
3. Brooks, R.: Intelligence without representation. *Artificial Intelligence* **47** (1991) 139–159
4. Harvey, I., Di Paolo, E., Wood, R., Quinn, M., Tuci, E.A.: Evolutionary robotics: A new scientific tool for studying cognition. *Artificial Life* **11(1-2)** (2005) 79–98
5. Scutt, T.: The five neuron trick: Using classical conditioning to learn how to seek light. In Cliff, D., Husbands, P., Meyer, J., S.W. Wilson, S., eds.: *From Animals to Animats III: SAB'94*, MIT Press-Bradford Books, Cambridge, MA. (1994) 364–370
6. Lund, H.H., Webb, B., Hallam, J.: A robot attracted to the cricket species *gryllus bimaculatus*. In Husbands, P., Harvey, I., eds.: *IV European Conference on Artificial Life ECAL97*, MIT Press/Bradford Books, MA. (1997) 246–255
7. Yamauchi, B., Beer, R.: Integrating reactive, sequential, and learning behavior using dynamical neural networks. In Cliff, D., Husbands, P., Meyer, J., S.W. Wilson, S., eds.: *From Animals to Animats III: on Simulation of Adaptive Behaviour SAB'94*, MIT Press-Bradford Books, Cambridge, MA. (1994) 382–391
8. Floreano, D., Mattiussi, C.: Evolution of spiking neural controllers for autonomous vision-based robots. In Gomi, T., ed.: *Evolutionary Robotics IV*, Berlin, Springer-Verlag. (2001) 3–10
9. Handel, S.: *Listening: An Introduction to the Perception of Auditory Events*. The MIT Press, Cambridge, MA (1989)
10. Moore, B.C.J.: *An Introduction to the Psychology of Hearing*. 4th Ed. Academic Press, London (1997)
11. Skinner, B.F.: *The behavior of organisms: An experimental analysis*. New York: Appleton-Century. (1938)
12. Jakobi, N.: *Minimal Simulations for Evolutionary Robotics*. PhD thesis. COGS, University of Sussex. (1998)
13. Salomon, R.: The evolution of different neuronal control structures for autonomous agents. *Robotics and Autonomous Systems* **22** (1997) 199–213
14. Chiel, H., Beer, R.: The brain has a body: Adaptive behavior emerges from interactions of nervous system, body and environment. *Trends in Neurosciences* **20** (1997) 553–557
15. Maass, W.: Networks of spiking neurons: the third generation of neural network models. *Neural Networks* **10** (1997) 1659–1671
16. Beer, R., Gallagher, J.C.: Evolving dynamical neural networks for adaptive behavior. *Adaptive Behavior* **1(1)** (1992) 91–122
17. Maass, W., Bishop, C.M.e.: *Pulsed Neural Networks*. MIT Press. (1999)