



Cuadernos de Neuropsicología /
Panamerican Journal of Neuropsychology

E-ISSN: 0718-4123

editor@neuropsicologia.cl

Centro de Estudios Académicos en
Neuropsicología
Chile

Ponce, Fernando P.
COMPUTATIONAL NEUROSCIENCE FOR ADVANCING ARTIFICIAL INTELLIGENCE
Cuadernos de Neuropsicología / Panamerican Journal of Neuropsychology, vol. 5, núm.
1, julio, 2011, pp. 95-98
Centro de Estudios Académicos en Neuropsicología
Rancagua, Chile

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=439642487008>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica
Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

Book Review

COMPUTATIONAL NEUROSCIENCE FOR ADVANCING ARTIFICIAL INTELLIGENCE ¹

Fernando P. Ponce ²

La neurociencia como disciplina persigue el entendimiento del cerebro y su relación con el funcionamiento de la mente a través del análisis de la comprensión de la interacción de diversos procesos físicos, químicos y biológicos (Bassett & Gazzaniga, 2011). Por otra parte, numerosas disciplinas progresivamente han realizado significativas contribuciones en esta empresa tales como la matemática, la psicología o la filosofía, entre otras.

Producto de este esfuerzo, es que junto con la neurociencia tradicional han aparecido disciplinas complementarias como la neurociencia cognitiva, la neuropsicología o la neurociencia computacional (Bengio, 2007; Dayan & Abbott, 2005). En el contexto de la neurociencia computacional como disciplina complementaria a la neurociencia tradicional. Alonso y Mondragón (2011) editan el libro *Computational Neuroscience for Advancing Artificial Intelligence: Models, Methods and Applications*.

La obra comprende cuatro secciones destinadas a exponer el uso, por parte de los investigadores, de estrategias computacionales en la construcción de modelos neuronales artificiales para la elaboración de algoritmos que permitan simular diversos procesos neuropsicológicos, como el aprendizaje, la atención y la memoria. La primera sección presenta el trabajo empírico llevado a cabo por los investigadores que utilizan redes neuronales artificiales para facilitar la descripción e integración de resultados experimentales y la elaboración de nuevas predicciones e hipótesis de investigación. Honey y Grand (Cap.1) elaboraron una red neuronal multi-capa (es decir, con unidades escondidas) para modelar cómo los animales en sus experimentos fueron capaces de aprender discriminaciones configuracionales, específicamente discriminaciones del tipo *ó exclusivo* (XOR; Stein, 1967; Xiang, Ou & Deng, 2010).

¹ Alonso, E. y Mondragón, E. (2011). Hershey, NY: Medical Information Science Reference.

² Facultad de Psicología, Universidad de Talca – Chile .Casilla No 747 – Talca. Dirección: Av. Lircay s/n Talca. Teléfono: +56 (71) 201519. Contacto: fponce@utalca.cl

Cowell, Saksida y Bussey (Cap.2) utilizaron redes neuronales para examinar la organización y funcionamiento del área ventral perirrinal en el cerebro en tareas de discriminación y memoria, ejecutando simulaciones computacionales para demostrar que los efectos del daño cerebral en la discriminación visual y la memoria de reconocimiento de objetos no se asocian a la deficiencia de una función específica, como la memoria o la percepción, sino que a las representaciones mismas del objeto comprometido, las cuales se organizan a través de sistemas jerárquicamente estructurados. Por su parte, Jennings, Alonso, Mondragón y Bonardi (Cap.3) complementan el uso de las redes neuronales, utilizando algoritmos temporales como estrategia para abordar la variabilidad de resultados obtenidos en el fenómeno de aprendizaje conocido como ensombrecimiento (Mackintosh, 1971).

La segunda sección comprende diversos enfoques teóricos sobre el aprendizaje asociativo basados en modelos computacionales. Schmajuck y Kutlu (Cap.4) presentan un modelo neuronal atencional-asociativo (Schmajuck, Lam & Gray, 1996) capaz de reproducir una serie de fenómenos y hallazgos empíricos descritos en el condicionamiento Pavloviano. En esta misma línea, McLaren (Cap.7) describe la arquitectura del modelo conexionista APECS (McLaren, 1993), el cual permite proporcionar una solución a la evidencia obtenida sobre aprendizaje secuencial en humanos. Por otro lado, Vogel y Ponce (Cap.5) entregan una visión teórica sobre los mecanismos teóricos comprometidos en diversos fenómenos del condicionamiento Pavloviano, con un énfasis en cómo diversos modelos computacionales han

permitido capturarlos matemáticamente y reproducir el corpus de evidencia en este tipo de procedimientos experimentales. Este capítulo se complementa con el elaborado por Ludvig, Bellemare y Pearson (Cap.6), que toman el aprendizaje por refuerzo, e investigan este fenómeno desde diferentes perspectivas relacionadas entre sí, incluyendo la informática, la neurociencia y la neuroeconomía.

La tercera sección del libro está dedicada a ilustrar cómo este tipo de modelos computacionales han contribuido a resolver problemas de cálculo en la inteligencia artificial y la robótica. Asghari-Oskoei y Hu (Cap.8) exploran la utilización de señales bioeléctricas, y el modelamiento de éstas, en la construcción de robots para discapacitados. Nehmzow (Cap.9) ofrece un enfoque basado en la teoría del caos para el modelado computacional de robots, y la descripción de la teoría de la interacción robot-medio, aplicándola al análisis de la conducta en robots y animales. Husbands, Phillippides y Seth (Cap.10) examinan el uso de los sistemas neuronales en robótica, describiendo su inspiración original desde la biología y plantean los desafíos futuros en la investigación sobre robótica y neurociencia.

Finalmente, la cuarta sección recoge dos posturas sobre las posibles aplicaciones de la neurociencia computacional en contextos aplicados. Por un lado, Bisset (Cap.11) describe los desafíos existentes tras la introducción de los robots en la vida diaria, examinando aspectos técnicos, ergonómicos y éticos. Finalmente analiza las condiciones técnicas y económicas necesarias para la generación de una industria robótica sustentable, enfatizando la necesidad del

trabajo académico y el empresarial. Por otra parte, Ryman-Tubb (Cap.12) describe el uso de modelos matemáticos simbólicos y conexionistas para el análisis para la detección del fraude bancario.

En resumen la presente obra ofrece una comprensión sobre cómo la neurociencia computacional ofrece un conjunto de estrategias y métodos de investigación para la comprensión de la mente y la conducta. Esto ha permitido en la actualidad fortalecer el desarrollo de la investigación en diversos campos. Por ejemplo, en el caso de los estudios neurofisiológicos, específicamente de los mecanismos asociados a las vías dopaminérgicas, el desarrollo de modelos predictivos de este neuro transmisor ha entregado numerosos insights a la investigación de aprendizaje y toma de decisiones (Montague, 2006; Montague, Hyman & Cohen, 2004), así como a los estudios de la enfermedad de Parkinson (Frank, Seeberger, & O'Really, 2004; Shohamy, Myers, Grossman, Sage & Gluck, 2005) y adicción a sustancias (Redish, 2004; Redish, Jensen, Johnson & Kurt-Nelson, 2007). Del mismo modo, la investigación de frontera en el ámbito de la robótica (Roese & Amir, 2009) e inteligencia artificial (Vogeley & Bente, 2010) ha enriquecido su discusión sobre las futuras proyecciones en la concepción y elaboración de organismos artificiales con la capacidad de aprender e interactuar con organismos naturales, imitando la conducta humana (Bassett & Gazzaniga, 2011).

Referencias.

- Alonso, E. & Mondragón, E.** (2011). *Computational Neuroscience for advancing Artificial Intelligence*. Hershey, NY: Medical Information Science Reference.
- Bassett, D.S. & Gazzaniga, M.S.** (2011). Understanding complexity in the human brain. *Trends in Cognitive Sciences*, 15(5), 200 - 209.
- Bengio, Y.** (2007). On the challenge of learning complex functions. *Computational Neuroscience: Theoretical Insights into Brain Function*. 165, 521 - 534.
- Dayat, P. & Abbott, L.F.** (2005). *Theoretical Neuroscience: Computational and Mathematical Modeling of Neural Systems*. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Frank, M. J., Seeberger, L. C., & O'Reilly, R. C.** (2004). By carrot or by stick: Cognitive reinforcement learning in parkinsonism. *Science*, 306, 1940–1943.
- Mackintosh, N.J.** (1971). An analysis of overshadowing and blocking. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 23(1), 118-125.
- McLaren, I.P.L.** (1993). APECS: A solution to the sequential learning problem. *Proceedings of the Fifteenth Annual Conference of the Cognitive Science Society*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Montague, P. R.** (2006). Why choose this book? How we make decisions. Toronto: Dutton.
- Montague, P. R., Hyman, S. E., & Cohen, J. D.** (2004). Computational roles for dopamine in behavioural control. *Nature*, 431, 760–767.

- Redish, A. D.** (2004). Addiction as a computational process gone awry. *Science*, 306, 1944–1947.
- Redish, A. D., Jensen, S., Johnson, A., & Kurth - Nelson, Z.** (2007). Reconciling reinforcement learning models with behavioral extinction and renewal: Implications for addiction, relapse and problem gambling. *Psychological Review*, 114, 784 – 805.
- Roeser, N.J. & Amir, E.** (2009). Human-Android interaction in the near and distant future. *Perspectives on Psychological Science*, 4(4), 429-434.
- Schmajuk, N.A., Lam, Y.G & Gray, J.A.** (1996). Latent inhibition: A neural network approach. *Journal of Experimental Psychology*, 22(3), 321-349.
- Shohamy, D., Myers, C. E., Grossman, S., Sage, J., & Gluck, M. A.** (2005). The role of dopamine in cognitive sequence learning: Evidence from Parkinson's disease. *Behavioral Brain Research*, 156, 191 – 199.
- Stein, R.B.** (1967). Some models of neuronal variability. *Biophysical Journal*, 7(1), 37-68.
- Vogele, K. & Bente, G.** (2010). "Artificial humans": Psychology and neuroscience perspectives on embodiment and nonverbal communication. *Neural Networks*, 23(8-9), 1077-1090.
- Xiang, X., Ou, H. & Deng, Y.** (2010). The learning of moment neuronal networks. *Neurocomputing*, 73, 2597-26