

AUTOORGANIZACIÓN Y EMERGENCIA DE PATRONES DE CONDUCTAS EN EL RAZONAMIENTO Y EL APRENDIZAJE DESDE LA PERSPECTIVA DE LOS SISTEMAS DINÁMICOS

SELF-ORGANIZATION AND EMERGENCE OF PATTERNS OF BEHAVIOR IN REASONING AND LEARNING, FROM THE DYNAMICAL SYSTEMS PERSPECTIVE

Ramón D. Castillo* , Heidi Kloos

Facultad de Psicología, Universidad de Talca, Talca, Chile.
Department of Psychology, University of Cincinnati, OH, USA.

*Recibido julio de 2014/Received July, 2014
Aceptado agosto de 2014/Accepted August, 2014*

RESUMEN

En este artículo tres supuestos son descritos para fundamentar la idea que la cognición puede ser entendida como patrones de respuestas dinámicos no representacionales. El primer supuesto señala que las estructuras se autoorganizan para disipar eficientemente energía e incertidumbre. El segundo supuesto propone que detrás de estos patrones subyacen mecanismos de acoplamiento entre acción y percepción que dan regularidad y flexibilidad a la conducta. Finalmente, el tercer supuesto propone que para transitar flexiblemente de un patrón de respuesta a otro, el cerebro y el cuerpo deben poseer ensamblajes funcionales suaves en vez de ser un sistema rígidamente cableado. Posteriormente es analizada la evidencia empírica que permite afirmar que la aparición de nuevos patrones de conducta en tareas de razonamiento tienen las características de los sistemas dinámicos. En la última parte se discute la diferencia entre emergencia y autoorganización desde una perspectiva informacional y es analizado cómo dos modelos, extraídos de la ecología y la física estadística, pueden ser aplicados en el estudio de razonamiento y el aprendizaje.

Palabras Clave: Autoorganización, Emergencia, Entropía, Sistemas Dinámicos, Cognición.

ABSTRACT

In this article three assumptions are outlined to sustain the idea that cognition can be understood as non-representational dynamic patterns of responses. The first assumption states that self-organizing structures emerge to dissipate energy and uncertainty efficiently. The second assumption proposes that behind these patterns there are underlying mechanisms of coupling between action and perception that give regularity and flexibility to the behavior. Finally, the third assumption proposes that in order to move flexibly from a pattern response to another, the brain and the body must be a soft assembled system instead of a hard assembled system. Further, empirical evidence is analyzed in order to suggest that the emergence of new patterns of behavior, in reasoning tasks, have the characteristics of self-organizing dynamic systems. In the last part, the conceptual difference between emergence and self-organization is analyzed from the information theory, and it is discussed how two models, extracted from ecology and statistical physics, can be applied to the study of reasoning and learning.

Key Words: Self-Organization, Emergency, Entropy, Dynamic Systems, Cognition.

* La correspondencia debe ser dirigida a Ramón D. Castillo, racastillo@utalca.cl o Heidi Kloos heidi.kloos@uc.edu. Este artículo se encuentra ligado a la investigación llevada a cabo en el Laboratorio de la Facultad de Psicología, comprometida en el proyecto Fondecip de Conicyt (EQM 130088) y financiados por el proyecto de investigación VAC 600692 de la Universidad de Talca otorgados a R. Castillo. También este artículo fue apoyado en parte por un Proyecto financiado por la National Science Foundation (DHB #0728743) otorgado a H. Kloos.

Introducción

Para los distintos modelos coexistentes en psicología cognitiva hay coincidencia en asumir que la conducta de los organismos es regulada por sistemas representacionales (Baars, 1988). La mayoría de los modelos imperantes en percepción, aprendizaje, razonamiento y lenguaje apelan a la existencia de representaciones sobre las que el organismo opera. Un ejemplo prototípico tiene que ver con las explicaciones que se han dado para la rápida, involuntaria y no consciente aparición de nuevos patrones de respuesta durante la resolución de problemas y el aprendizaje predictivo. Es sabido que en tareas de *insight*, cuando el conocimiento previo no es efectivo para encontrar la respuesta correcta, una inesperada y no intencionada solución aparece (Knoblich, Ohlsson & Raney, 2001; Öllinger, Jones, Faber & Knoblich, 2012). De similar manera en tareas de aprendizaje predictivo, las personas anticipan la ocurrencia de eventos en pocos ensayos, incluso sin previa experiencia con la configuración de estímulos (Holyoak & Cheng, 2011). Las explicaciones para esos nuevos patrones han estado basadas en la teoría del cambio representacional (Ohlsson, 1992, 2011), en la que una noción inicial acerca del problema es reemplazada por una más precisa, después de la implementación de una variedad de heurísticos o estimaciones probabilísticas orientadas a reducir el error (Gopnik, Sobel, Schulz & Glymour, 2001; Tenenbaum, Kemp, Griffiths & Goodman, 2011).

Bajo este prisma representacional, los modelos que asumen procesos mentales de orden superior pueden explicar fenómenos de *insight*, cuando claves contextuales son integradas dentro de la representación original (Ohlsson, 2011; Öllinger et al., 2012). Sin embargo, no existe una explicación formal de cómo y cuándo la experiencia previa será integrada o añadida a la nueva estructura representacional. Similares dificultades pueden ser observadas con modelos representacionales del razonamiento y aprendizaje causal: Estos modelos son acuciosos acerca de cómo los organismos aprenden desde la experiencia, sin embargo tienen problemas explicando el repentino descubrimiento de un principio causal que asume la forma de cambio discontinuo. Este problema es usualmente superado proponiendo la existencia de mecanismos *a priori* en la cognición, como predisposiciones naturales o sesgos (Hagmayer & Waldmann, 2000; Waldmann, 2001). Así entonces, aun cuando estos enfoques son

capaces de explicar la emergencia de nuevos patrones cognitivos, sus explicaciones pueden ser catalogadas de poco elegantes y carentes de parsimonia, ya sea por la inclusión de supuestos adicionales o por la incapacidad para formalizar matemáticamente la incorporación en línea de claves perceptuales dentro de la representación.

Una explicación alternativa proviene de los enfoques enactivos basados en las teorías de sistemas dinámicos (TSD). Aquí la emergencia de un nuevo patrón cognitivo sigue los mismos principios que regulan sistemas biológicos y físicos autoorganizados (Dixon, Stephen, Boncoddó & Anastas, 2010; Stephen & Dixon, 2009). En dicha explicación, la conducta es vista como el resultado de interacciones entre componentes dentro y fuera del organismo, en la que los detalles de los componentes llegan a ser irrelevantes porque estos recurrentemente están cambiando su naturaleza mientras interactúan. El principal supuesto de estos modelos es que el cuerpo y el cerebro son sistemas físicos, que a distintos niveles se autoorganizan para disipar eficientemente entropía (energía) o incertidumbre (información); y en esos procesos la conducta respondería, en primera instancia, a mecanismos ajenos a cualquier cómputo representacional (Richardson, Shockley, Riley, Fajen & Turvey, 2008; Turvey, 2007).

La cognición como patrones de respuestas dinámicos no representacionales

Las TSD, en diferentes grados, rechazan la idea tradicional de las representaciones como factores causales de la conducta, porque hay al menos dos problemas que no han sido resueltos por las ciencias cognitivas (Robbins & Aydede, 2009; Smith & Thelen, 2003; Smith, 2005). Primero, el cerebro y el cuerpo humano son sistemas con una cantidad creciente de componentes que tienen que ser coordinados al mismo tiempo en un entorno siempre cambiante (Sporns, Tononi & Edelman, 2000). Segundo, la interacción cerebro-cuerpo-ambiente produce una variabilidad contextualmente condicionada, donde los supuestos comandos provenientes del cerebro y las acciones ejecutadas por el cuerpo ocurren en un entorno donde el resultado tiende a ser modificado por aquellas mismas condiciones. Por lo tanto, la pregunta evidente es ¿cómo el cerebro, en términos representacionales, puede lidiar con el número siempre creciente de

variables por ser controladas?, o ¿cómo, durante una inferencia o toma de decisiones, el cerebro reduce los múltiples grados de libertad asociados a las opciones de respuestas de un instante a otro? (Bernstein, 1967; Turvey, 1990, 2007; Turvey & Carello, 1996). Es por estos cuestionamientos que, para los investigadores más radicales en TSD, el cerebro no sería el controlador de la conducta; sino que el cerebro tendería a capitalizar las dinámicas del propio cuerpo en el ambiente, y desde ahí el cuerpo 'informaría' al cerebro sobre la construcción de la conducta (Spencer, Austin & Schutte, 2012; Wilson & Clark, 2009).

Aun cuando los modelos cognitivos, basados en sistemas dinámicos, no son un grupo unificado, hemos podido establecer que coinciden en al menos tres supuestos que cuestionan el carácter representacional de la conducta. Uno de estos supuestos establece que la conducta y la cognición son *patrones de respuestas autoorganizados* a partir de la actividad adaptativa y coordinativa del organismo inserto en un ambiente físico y social. El segundo supuesto propone que aun cuando estos patrones expresan una extrema sensibilidad al ambiente físico y social, existe una regularidad producto de *un balance dinámico en la coordinación de procesos motores y sensoriales*. Finalmente, el tercer supuesto indica que los patrones de conducta no son regulados por componentes rígidamente cableados en el cerebro, sino que por *mecanismos de ensamblaje suave*, capaces de (des)articularse sin mediación de un ejecutivo central (Brooks, 1991).

(1) La *autoorganización* caracteriza la conducta compleja de sistemas físicos, biológicos y sociales, los que después de haber alcanzado un cierto tamaño o número de relaciones entre sus constituyentes expresan un comportamiento nuevo que no puede ser explicado por las características locales de los elementos (Bak, 1996; Bak, Tang & Wiesenfeld, 1987; Jensen, 1998). Las TSD de la cognición proponen que la conducta emerge y se autoorganiza a partir de la interacción del cerebro, el cuerpo y el entorno físico-social. Si esta interacción es incrementada hasta cierto estado crítico, entonces un patrón de conducta se autoorganiza (Kelso, 1995). En este estado crítico, cambios sutiles a pequeñas escalas en los componentes conducen a cambios macroscópicos en la conducta del sistema. Esta actividad autoorganizativa sería mantenida por la causalidad circular entre el cerebro, el cuerpo y el medioambiente; los que tenderían a establecer

relaciones colaborativas, competitivas y condicionales para disipar energía e información (Van Geert & Steenbeek, 2008).

Hay varios indicadores cuantitativos de autoorganización de la conducta y la cognición como la existencia de discontinuidades en el desarrollo, la rápida aparición y desaparición de nuevos patrones de conducta, la regresión en el desempeño a etapas previas, la emisión de ruido fractal ($1/f$ noise) o multifractal, y la aparición de patrones de recurrencias en series temporales de la conducta (Castillo, Van Orden & Kloos, 2011; Malone, Castillo, Kloos, Holden & Richardson, 2014; Van Geert & Steenbeek, 2008; Van Orden, Holden & Turvey, 2003, 2005). La demostración de esos fenómenos, con distintas tareas y diferentes contextos, ha llevado a sugerir que si la ciencia cognitiva quiere mantener el concepto de representación, este debería ser al menos reconceptualizado dejando atrás su carga mentalista y enfatizando su carácter dinámico como el observado en sistemas físicos, biológicos y sociales (Johnson, Spencer & Schöner, 2008; Smith, 2005; Smith & Jones, 1993).

(2) La idea que los patrones de conducta están en un constante *balance dinámico* se basa en que la conducta de los humanos está sustentada por la integración de procesos sensorio-motores. Integración que va generando estabilidad en el sistema por medio del desarrollo. Así, para las TSD la variabilidad y la estabilidad en la cognición son debidas al diverso grado de acoplamiento entre acción y percepción, que en un inicio es aleatorio, pero que con la historicidad del organismo se torna más determinista. Esta estabilidad, desde el punto de vista del observador, puede generar la apariencia que existe una representación que controla la conducta, pero en cambio es una regularidad debida al acoplamiento directo entre percibir y actuar, sin mediación de mecanismos mentales (Johnson *et al.*, 2008; Kelso, 1995; Smith, 2005; Smith & Breazeal, 2007; Turvey, 1990, 2007; Turvey & Carello, 1996; Van Geert & Steenbeek, 2008).

(3) Para que la conducta flexiblemente transite entre estabilidad e inestabilidad necesita ser conceptualizada de una manera distinta a la tradicional. El *ensamblaje suave* es un concepto que describe la maleabilidad funcional y estructural de sistemas neurofisiológicos para ajustarse a sí mismos ante fluctuaciones ambientales (Kello & Van Orden, 2009). Este concepto está en contraposición a la tradicional visión de mecanismos de ensamblaje

duro, los que pueden operar en una multitud de situaciones y son considerados parcialmente impermeables al contexto. En cambio, los mecanismos de ensamblaje suave aparecen en un contexto específico, y debido a su naturaleza enactiva, están regulados por parámetros de acoplamiento entre el cerebro, el cuerpo, y el ambiente (Turvey, 1990, 2007). Así entonces, si la conducta tiene un ensamblaje suave, al menos en algún grado, este ensamblaje sería articulado a partir de la interacción de procesos que no están programados ni dirigidos por un controlador o central ejecutiva (Goldfield, 1991; Kloos & Van Orden, 2009, 2010; Smith, 2005; Spencer *et al.*, 2012).

Evidencia empírica de patrones de conducta como sistemas dinámicos

Abundante investigación empírica ha demostrado las propiedades dinámicas del cerebro, la conducta y la cognición (Sporns, Gally, Reeke & Edelman, 1989; Sporns, Tononi, & Edelman, 1991, 2000; Van Geert & Steenbeek, 2008). Es por esta razón que son descritos solo los hallazgos que son relevantes para el cambio representacional en el razonamiento y el aprendizaje. Tal línea de investigación integra los tres principios antes mencionados, además de conceptos extraídos de la teoría de la información, la física, y la ecología, para explicar cómo nuevos patrones cognitivos se autoorganizan en tareas de razonamiento por *insight* y tareas de aprendizaje predictivo.

Stephen y colegas llevaron a cabo un extensivo programa de investigación para explicar el fenómeno del *insight* (Dixon *et al.*, 2010; Stephen, Boncoddio, Magnuson, & Dixon, 2009; Stephen & Dixon, 2009; Stephen, Dixon & Isenhower, 2009). En una serie de experimentos fue usada una tarea denominada “sistema de engranajes”, en la que el participante debía observar una serie de engranajes interconectados, y predecir en qué dirección se movería un engranaje objetivo, ubicado en un extremo, cuando otro engranaje ubicado al otro extremo (engranaje-impulsor), era rotado en sentido del reloj o en el sentido opuesto. Los investigadores encontraron que los participantes inicialmente usaban la estrategia de señalar y seguir secuencialmente con el dedo en qué dirección cada engranaje se movería, hasta llegar al engranaje objetivo. Y que después de una serie de ensayos, un grupo de participantes comenzaba a predecir correctamente la dirección

del engranaje objetivo sin usar sus dedos, porque decían haber descubierto una regla más abstracta donde el número de engranajes era la clave para hacer la correcta predicción. Esto es, cuando el número de engranajes era par, el movimiento del engranaje objetivo iba en dirección opuesta al engranaje impulsor, mientras que cuando el número de engranajes era impar, ambos engranajes rotaban en la misma dirección.

Los resultados acá descritos no son novedosos desde la perspectiva representacional, porque el *insight* siempre se expresa como un rápido cambio de estrategia, desde una rudimentaria a una más sofisticada y eficiente, que permite entender de una manera distinta la definición preliminar del problema (Ohlsson, 1992, 2011). Lo que sí es novedoso es la forma como fue interpretado el rol de los movimientos oculares y manuales durante la transición de estrategias. En este caso, cuando los movimientos manuales y oculares fueron analizados en el continuo temporal de la tarea –por medio de la serie de ensayos– fue encontrado que previo y posterior a la transición, desde la estrategia básica a la más sofisticada, se producía una fluctuación en los niveles de entropía y en el tipo de distribución que asumían estas variables.

La entropía, una medida estadística de desorden en el sistema, aumentó antes y disminuyó después del descubrimiento de la nueva estrategia. En términos de la distribución que adoptaron las variables en una escala logarítmica, la forma predominante se ajustó a la ley de potencia. Estos resultados fueron relevantes al menos en tres sentidos. Primero, las fluctuaciones en entropía observadas en esta tarea cognitiva son análogas a las observadas durante las transiciones de sistemas fisicoquímicos, en los que –previo a la aparición de una nueva configuración– se produce una disolución de los componentes (mayor entropía) y cuando la nueva configuración emerge la entropía del sistema decrece abruptamente (negentropía). Segundo, la organización de las variables de acuerdo con una distribución de ley de potencia es una característica de los sistemas complejos cuando se encuentran cerca del estado denominado criticalidad (Riley & Turvey, 2002; Van Orden, Holden & Turvey, 2003). En este estado todos los componentes del sistema, en los niveles micro y macroscópico, expresan el mismo patrón de variabilidad, característica de un proceso fractal denominado autosimilitud (Holden, 2005; Kello, Beltz, Holden, & Van Orden, 2007). Así entonces,

independientemente de la escala temporal en la que usualmente operan cada uno de los componentes del sistema (milisegundos, segundos, minutos, etc.) en el estado de criticalidad todos actúan en una sincronización multinivel. Tercero, los cambios observados en los movimientos oculares y manuales fueron detectados antes que los sujetos reportaran verbalmente que habían descubierto la solución. Aspecto que concuerda con los modelos enactivos de la cognición que asumen que muchos cambios emergen desde la corporalidad hasta llegar a ser incorporados por el cerebro (Stephen & Dixon, 2009; Stephen *et al.*, 2009).

Stephen y colaboradores fueron los primeros en mostrar el cambio representacional en términos de fluctuaciones de entropía, bajo el supuesto que en la medida que los sistemas cognitivos se acercan a un estado de criticalidad, los límites son diluidos, y los componentes que previamente fueron parte de una configuración cohesiva son disueltos dando origen a un proceso de interacciones aleatorias. Siguiendo los mismos principios de las leyes de la termodinámica, el sistema no tiende hacia la completa disipación, sino que produce un nuevo orden, una nueva estructura capaz de disipar entropía de una manera más eficiente (Castillo, 2014).

Los resultados son sugerentes, porque el modelo puede explicar cuando las personas harán la transición de una estrategia básica a otra más sofisticada sin recurrir a ningún proceso mental. A pesar de esta parsimonia explicativa, el modelo no ha estado ajeno a las críticas. Una de estas críticas señala que la tarea de engranajes, en rigor es un pseudoproblema de *insight* porque la estrategia básica sigue siendo una opción que coexiste con la opción más sofisticada. En cambio, en los verdaderos problemas de *insight* la estrategia más sofisticada no solo es más eficiente, sino que es la única forma de enfrentar correctamente el problema. La segunda crítica apunta al elevado número de ensayos que se deben completar, porque la tarea contempla la repetición de cientos de ensayos para capturar la actividad motora de los dedos y el registro de miles de desplazamientos oculares. En varios problemas de *insight* tradicionales, el número de ensayos o intentos es menor, y el *insight* se genera prontamente comparado con el número requerido en este tipo de tareas (Chronicle, MacGregor, & Ormerod, 2004).

A pesar de estas críticas, es posible señalar que la noción de general de un cambio representacional asociada a fluctuaciones de entropía o información, en

principio, resulta definitivamente más parsimoniosa; porque mantiene la continuidad con los sistemas fisicoquímicos y biológicos. Es decir, asume que la existencia de los estados mentales deberían seguir los mismos principios que regulan la materia.

La autoorganización desde una perspectiva informacional y su correspondencia con la autoorganización de patrones de conducta

La ecología tiene varias herramientas conceptuales y metodológicas que permiten caracterizar fenómenos de autoorganización y emergencia de patrones desde un punto de vista informacional. En ecología por ejemplo, es bien sabido que los ecosistemas pasan por procesos de crecimiento y desarrollo. Al principio el flujo de energía e información entre las especies se realiza de manera bastante aleatoria y con el devenir histórico del ecosistema los flujos de redes se hacen más especializados. En este proceso de desarrollo, nuevas configuraciones emergen que no estaban contenidas anteriormente en el sistema. La analogía con la aparición de patrones cognitivos y de conducta es relativamente clara. La cognición está en un constante proceso de crecimiento y desarrollo, donde los nuevos patrones de conducta que emergen no estaban previamente en el sistema. Y al igual que en un ecosistema, no existe un controlador interno o ejecutivo central que dirija las acciones de los componentes. Es solo el flujo de redes, como estructura de relaciones, el que posibilita las condiciones para que una nueva configuración aparezca (Castillo & Kloos, 2013).

En este contexto informacional algunos ecólogos han sostenido que las leyes de la termodinámica por sí solas no son suficientes para explicar la emergencia de nuevos patrones entre las especies componentes de un ecosistema. Es el caso de un enfoque mixto, desarrollado por R. E. Ulanowicz (1986, 2000), el que combina principios de TSD y teoría de la información, donde en principio es reconocido que la autoorganización de nuevos patrones en principio tiene un carácter disipador de la entropía informacional. Sin embargo, este proceso disipador no sería suficiente para explicar la autoorganización (Ulanowicz, 1998, 2009, 2011). Porque esta, en última instancia, sería un índice del grado de orden generado por el nivel de información mutua que comparten los componentes del sistema, ajustado por la entropía total que generan la red de componentes. Además, esta autoorganización tendría

sentido solo en función del nivel de robustez del sistema, un indicador de equilibrio dinámico, que habría que estimar probabilísticamente a partir de la historicidad del sistema. En ese sentido la autoorganización de nuevas estructuras (su grado de organización) no puede homologarse literalmente a la entropía o incertidumbre del ecosistema. Porque la autoorganización o grado de orden es una medida compuesta por el nivel de asociación entre componentes, llamada información mutua promedio, ajustada por la incertidumbre (H) entre estos componentes.

Esta idea va en la misma línea argumental de la propuesta teórica denominada la complejidad LMC desarrollada por López-Ruiz y colaboradores (Gershenson & Fernández, 2012; López-Ruiz, 2001; López-Ruiz, Mancini, & Calbet, 1995; Prokopenko, Boschetti, & Ryan, 2008). Para estos físicos, la entropía aun cuando puede ser por sí misma un indicador directo del desorden imperante en un sistema, no tiene capacidad para caracterizar la complejidad de dicho sistema. Es propuesto que la incertidumbre solo permite caracterizar la *emergencia*. En este contexto la emergencia es el aumento de incertidumbre cuando el comportamiento del sistema no puede ser explicado por los elementos constituyentes del sistema (el alfabeto original). Debido a esto, un incremento en incertidumbre sería un indicador que una nueva organización aparece, aun cuando no se tienen claves acerca de cómo, en esta estructura, se definen las relaciones entre constituyentes (el alfabeto nuevo es desconocido). Esto entonces estaría sugiriendo que las medidas de entropía que reportan Stephen y colegas además de otros investigadores en cognición, corresponden a la emergencia y no necesariamente capturan el fenómeno de autoorganización.

La *autoorganización*, en cambio, caracterizaría de mejor manera la creación de un nuevo orden en el sistema; y capturarla implicaría usar medidas compuestas. Concretamente es señalado que la auto-organización como medida de complejidad (C) en los sistemas debe ser estimada a partir de una estimación de la entropía informacional o incertidumbre (H) y una medida del desequilibrio del sistema (D) (López-Ruiz *et al.*, 1995; López-Ruiz, 2001).

El desequilibrio es una medida de cuán alejado está el sistema de una distribución equiprobable. A modo de ejemplo debemos imaginar dos estados hipotéticamente extremos: el gas ideal y el cristal

perfecto, este último posee el máximo desequilibrio; porque un solo estado o patrón domina la configuración del sistema, mientras que el gas ideal posee el máximo equilibrio, ya que todos los estados o patrones tienen igual probabilidad de configurar el sistema. En términos de incertidumbre, el gas ideal tiene la máxima entropía (desorden), mientras que el cristal perfecto tiene la mínima incertidumbre (orden). El producto de ambos, H y D , permitiría obtener una estimación de cuándo ocurrirá la autoorganización en el sistema. Condiciones que harían extremadamente improbable la autoorganización del sistema responderían a niveles bajos de incertidumbre asociados a niveles altos de desequilibrio, como los observados cuando un mismo patrón aparece estocásticamente (el cristal perfecto) o cuando niveles altos de incertidumbre están asociados a bajos niveles de desequilibrio (perfecta simetría), como cuando varios patrones de respuestas –igualmente probables– son generados recurrentemente (gas ideal). Sin embargo, si ambas medidas se encuentran a niveles intermedios se generarían las condiciones para que un sistema llegue a autoorganizarse.

Estos nuevos antecedentes, provenientes de la ecología y la física estadística, resultan relevantes para el estudio de la autoorganización y emergencia de patrones de conducta en tareas de razonamiento y aprendizaje. Primero señalan que la emergencia y la autoorganización están emparentadas conceptualmente pero que no son lo mismo. La emergencia sería directamente capturada por la entropía del sistema, sin embargo la autoorganización sería una medida compuesta por la entropía y el desequilibrio, como es descrito por la Complejidad-LMC; y entre el nivel de información mutua promedio ajustada por la entropía, en el caso del modelo ecológico desarrollado por Ulanowicz.

Conclusión

Los antecedentes expuestos permiten esbozar al menos dos ideas. Primero, la ciencia cognitiva orientada al estudio del aprendizaje y el razonamiento se vería beneficiada con la incorporación de modelos que mantienen la continuidad con sistemas físicos y biológicos; sin apelar a la existencia de estados mentales para los cuales no está definida su naturaleza. Los tres supuestos delineados previamente, como la existencia de patrones de respuestas autoorganizados, el balance dinámico de la coordinación de procesos

motores y sensoriales, regulados por mecanismos de ensamblaje suave, se ajustan de mejor forma a una mirada materialista que a una mentalista. En ese plano y con los antecedentes anteriormente descritos, resulta justificado someter a escrutinio otros modelos dinámicos, como el modelo ecológico de Ulanowicz adaptado para tareas de aprendizaje, ya que la medida de autoorganización o grado de orden tiene una función adaptativa solo cuando alcanza elevados niveles de robustez. Esta medida de robustez, con ciertos matices, es una medida compuesta del desequilibrio del sistema. Es posible conjeturar que el grado de orden del sistema cognitivo no es solamente una proporción entre el promedio de información mutua compartida por componentes del sistema, ajustada por su respectiva incertidumbre, sino que puede ser entendida como el producto de la incertidumbre por el desequilibrio, como lo establece la Complejidad-LMC. En ese mismo plano, resultaría ventajoso aplicar la Complejidad-LMC a la autoorganización en

tareas de aprendizaje predictivo e *insight*; modelo que solo ha sido aplicado en ecosistemas, láseres y redes neurales y que ha mostrado su parsimonia descriptiva y predictiva. De esa manera se podría esbozar un modelo alternativo al de Ulanowicz, para explicar el fenómeno por el que nuevos patrones de conducta aparecen y a la vez formular un modelo comprensivo que pueda ser aplicado ampliamente a la solución de diversos tipos de fenómenos de aprendizaje y razonamiento.

Finalmente, los alcances de esta discusión también tocan el ámbito de la filosofía de la mente. Porque desde la perspectiva más radical de los sistemas dinámicos, la posibilidad de usar modelos para explicar el funcionamiento de la mente y la cognición basadas en el funcionamiento de sistemas biológicos y físicos, permitiría dar cuenta de fenómenos de orden superior prescindiendo de toda la carga representacional, para la que los enfoques más tradicionales de la ciencia cognitiva no tienen una clara respuesta acerca de su naturaleza.

Referencias

- Baars, B. J. (1988). *A Cognitive Theory of Consciousness*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Bak, P. (1996). *How nature works: The science of self-organized criticality*. New York: Copernicus-Springer-Verlag.
- Bak, P., Tang, C. & Wiesenfeld, K. (1987). Self-organized criticality: An explanation of the $1/f$ noise. *Physical Review Letters*, 59(4), 381-384.
- Bernstein, N. A. (1967). *The co-ordination and regulation of movements*. Oxford: Pergamon Press.
- Brooks, R. A. (1991). Intelligence without representation. *Artificial Intelligence* 47(1-3), 139-159. doi:10.1016/0004-3702(91)90053-M
- Castillo, R. D. & Kloos, H. (2013). Can a Flow-Network Approach Shed Light on Children's Problem Solving? *Ecological Psychology*, 25(3) 281-292.
- Castillo, R. D., Van Orden, G. & Kloos, H. (2011). The Embodiment of Time Estimation. En A. Vatakis, A. Esposito, M. Giagkou, F. Cummins & G. Papadelis (Eds.), *Time and Time Perception 2010, Lecture Notes in Computer Science*, 6789 (pp. 196-206). Berlin Heidelberg: Springer-Verlag
- Castillo, R. D. (2014). *The Emergence of Cognitive Patterns in Learning: Implementation of an Ecodynamic Approach* (Disertación doctoral). University of Cincinnati, OH, USA. Recuperada de http://rave.ohiolink.edu/etdc/view?acc_num=ucin1396531855
- Chronicle, E. P., MacGregor, J. N. & Ormerod, T. C. (2004). What makes an insight problem? The role of heuristics, goal conception, and solution recoding in knowledge-lean problems. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 30(1), 14-27.
- Dixon, J. A., Stephen, D. G., Boncoddio, R. A., & Anastas, J. (2010). The self-organization of cognitive structure. En B. H. Ross (Ed.), *The psychology of learning & motivation*, vol. 52 (pp. 343-384). Burlington, MA: Academic Press.
- Gershenson, C. & Fernandez, N. (2012). Complexity and information: Measuring emergence, self-organization, and homeostasis at multiple scales. *Complexity*, 18, 29-44. doi: 10.1002/cplx.21424
- Goldfield, E. C. (1991). Soft assembly of an infant locomotor action system. *Advances in Psychology*, 81, 213-229. doi: 10.1016/S0166-4115(08)60767-0
- Gopnik, A., Sobel, D. M., Schulz, L. E. & Glymour, C. (2001). Causal learning mechanism in very young children: Two-, Three-, and four-year-olds infer causal relations from patterns of variation and covariation. *Development Psychology*, 37(5), 620-629.
- Hagmayer, Y., & Waldmann, M. R. (2000). Simulating causal models: The way to structural sensitivity. En L. R. Gleitman & A. K. Joshi (Eds.), *Proceedings of the Twenty-Second Annual Conference of the Cognitive Science Society* (pp. 214-219). Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Holden, J. G. (2005). Gauging the fractal dimension of response times from cognitive tasks. En M. A. Riley & G. C. Van Orden (Eds.), *Contemporary nonlinear methods for behavioral scientists: A web book tutorial* (pp. 267-318). Recuperado de <http://www.nsf.gov/sbe/bcs/pac/nmbs/nmbs.jsp>
- Holyoak, K. J. & Cheng, P. W. (2011). Causal learning and inference as a rational process: the new synthesis. *Annual Review of Psychology*, 62, 135-163.

- Johnson, J. S., Spencer, J. P. & Schöner, G. (2008). Moving to higher ground: The dynamic field theory and the dynamics of visual cognition. En F. Garzón, A. Laakso & T. Gomila (Eds.), *Dynamics and Psychology* [special issue]. *New Ideas in Psychology*, 26, 227-251.
- Jensen, H. J. (1998). *Self-Organised Criticality*. Cambridge University Press.
- Kello, C. T. & Van Orden, G. (2009). Soft-assembly of sensorimotor function. *Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences*, 13(1), 57-78.
- Kello, C. T., Beltz, B. C., Holden, J. G. & Van Orden, G. (2007). The emergent coordination of cognitive function. *Journal of Experimental Psychology: General*, 136, 551-568.
- Kelso, J. A. S. (1995). *Dynamic Patterns: The Self-Organization of Brain and Behavior*. Cambridge, MA: The MIT Press
- Kloos, H. & Van Orden, G. C. (2009). Soft-assembled mechanisms for the grand theory. En J. P. Spencer, M. Thomas & J. McClelland (Eds.), *Toward a New Grand Theory of Development? Connectionism and Dynamics Systems Theory Reconsidered* (pp. 253-267). Oxford University Press.
- Kloos, H. & Van Orden, G. C. (2010). Voluntary behavior in cognitive and motor tasks. *Mind and Matter*, 8(1), 19-43.
- Knoblich, G., Ohlsson, S. & Raney, G. E. (2001). An eye movement study of insight problem solving. *Memory and Cognition*, 29, 1000-1009. doi: 10.3758/BF03195762
- López-Ruiz, R., Mancini, H. L. & Calbet, X. (1995). A statistical measure of complexity. *Physics Letters A*, 209, 321-326.
- López-Ruiz, R. (2001). Complexity in some physical systems. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 11, 2669. doi: 10.1142/S0218127401003711
- Malone, M., Castillo, R. D., Kloos, H., Holden, J. G. & Richardson, M. J. (2014). Dynamic Structure of Joint-Action Stimulus-Response Activity. *PLOS ONE*, 9(2), e89032. doi:10.1371/journal.pone.0089032
- Ohlsson, S. (1992). Information-processing explanations of insight and related phenomena. En M. Keane & K. Gilhooly (Eds.), *Advances in the psychology of thinking* (pp. 1-44). London: Harvester-Wheatsheaf.
- Ohlsson, S. (2011). *Deep learning: How the mind overrides experience*. Cambridge: Cambridge University Press
- Öllinger, M., Jones, G., Faber, A. H. & Knoblich, G. (2012). Cognitive Mechanisms of Insight: The Role of Heuristics and Representational Change in Solving the Eight-Coin Problem. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*. Publicación anticipada en línea. doi: 10.1037/a0029194
- Prokopenko, M., Boschetti, F. & Ryan, A. J. (2008). An information-Theoretic primer on complexity, self-organization, and emergence. *Complexity*, 15(1), 11-28. doi: 10.1002/cplx.20249
- Richardson, M. J., Shockley, K., Riley, M. R., Fajen, B. R. & Turvey, M. T. (2008). Ecological psychology: Six principles for an embodied-embedded approach to behavior. En P. Calvo & T. Gomila (Eds.), *Elsevier handbook of new directions in cognitive science (Section I. The embodied architecture of cognition: Conceptual issues)* (pp. 161-190). San Diego, CA, USA: Elsevier.
- Riley, M. A. & Turvey, M. T. (2002). Variability and determinism in motor behavior. *Journal of Motor Behavior*, 34, 99-125.
- Robbins, P. & Aydede, M. (2009). A short primer on situated cognition. En P. Robbins & M. Aydede (Eds.), *The Cambridge Handbook of Situated Cognition* (pp. 3-10). Cambridge University Press.
- Smith, L. B. (2005). Cognition as a dynamic system: Principles from embodiment. *Developmental Review*, 25(3-4), 278-298. doi:10.1016/S1364-6613(03)00156-6
- Smith, L. B., & Breazeal, C. (2007). The dynamic lift of developmental process. *Developmental Science*, 10(1), 61-68.
- Smith, L. B. & Jones, S. S. (1993). Cognition without concepts. *Cognitive Development*, 8, 181-188.
- Smith, L.B. & Thelen, E. (2003). Development as a dynamic system. *Trends in Cognitive Science*, 7, 343-348.
- Spencer, J. P., Austin, A. & Schutte, A. R. (2012). Contributions of dynamic systems theory to cognitive development. *Cognitive Development*, 27, 401-418.
- Sporns, O., Gally, J. A., Reeke Jr., G. N. & Edelman, G. M. (1989). Reentrant signaling among simulated neuronal groups leads to coherency in their oscillatory activity. *Proceedings of the National Academy of Sciences USA*, 86, 7265-7269.
- Sporns, O., Tononi, G. & Edelman, G. M. (1991). Modeling perceptual grouping and figure-ground segregation by means of active reentrant circuits. *Proceedings of the National Academy of Sciences USA*, 88, 129-133.
- Sporns, O., Tononi, G. & Edelman, G. M. (2000). Theoretical neuroanatomy: relating anatomical and functional connectivity in graphs and cortical connection matrices. *Cerebral Cortex*, 10, 127-141.
- Stephen, D. G., Boncoddio, R. A., Magnuson, J. S. & Dixon, J. A. (2009). The dynamics of insight: Mathematical discovery as a phase transition. *Memory & Cognition*, 37, 1132-1149.
- Stephen, D. G. & Dixon, J. A. (2009). The self-organization of insight: Entropy and power laws in problem solving. *Journal of Problem Solving*, 2, 72-101.
- Stephen, D. G., Dixon, J. A. & Isenhower, R. W. (2009). Dynamics of representational change: Entropy, action, and cognition. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 35, 1811-1822.
- Tenenbaum, J. B., Kemp, C., Griffiths, T. L. & Goodman, N. D. (2011). How to grow a mind: Statistics, structure, and abstraction. *Science*, 331, 1279-1285. doi: 10.1126/science.1192788
- Turvey, M. T. (1990). Coordination. *American Psychologist*, 45, 938-953.
- Turvey, M. T. (2007). Action and perception at the level of synergies. *Human Movement Science*, 26, 657-697.
- Turvey, M. T. & Carello, C. (1996). Dynamics of Bernstein's level of synergies. En M. Latash. & M. T. Turvey (Eds.), *Dexterity and its development* (pp. 339-376). Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Ulanowicz, R. E. (1986). *Growth and Development: Ecosystems Phenomenology*. Lincoln, NE: iUniverse.com press.
- Ulanowicz, R. E. (1998). A phenomenology of evolving networks. *Systems Research and Behavioral Science*, 15, 373-383.

- Ulanowicz, R. E. (2000). Ascendency: A measure of ecosystem performance. En S.E. Joergensen & F. Mueller (Eds.), *Handbook of Ecosystem Theories and Management* (pp. 303-315). Boca Raton, FL: Lewis Publications.
- Ulanowicz, R. E. (2009). The dual nature of ecosystem dynamics. *Ecological Modelling*, 220, 1886-1892.
- Ulanowicz, R. E. (2011). Quantitative Methods for Ecological Network Analysis and Its Application to Coastal Ecosystems. En E. Wolanski & D. S. McLusky (Eds.), *Treatise on Estuarine and Coastal Science Vol. 9* (pp. 35-57). Waltham, MA: Academic Press.
- Van Geert, P. & Steenbeek, H. (2008). A complexity and dynamic systems approach to developmental assessment, modeling and research. En A. M. Battro, K. W. Fischer & P. Léna (Eds.), *The educated brain: essays in neuro-education* (pp. 71-94). Cambridge U.K.: Cambridge University Press.
- Van Orden, G. C., Holden, J. G. & Turvey, M. T. (2003). Self-organization of cognitive performance. *Journal of Experimental Psychology: General*, 132, 331-350.
- Van Orden, G. C., Holden, J. G. & Turvey, M. (2005). Human cognition and 1/f scaling. *Journal of Experimental Psychology: General*, 134, 117-123.
- Waldmann, M. R. (2001). Predictive versus diagnostic causal learning: Evidence from an overshadowing paradigm. *Psychological Bulletin and Review*, 8, 600-608.
- Wilson, R. A. & Clark, A. (2009). How to Situate Cognition: Letting Nature Take its Course. En M. Aydede & P. Robbins (Eds.), *The Cambridge Handbook of Situated Cognition* (pp. 55-77). Cambridge: Cambridge University Press.