

Algoritmo genético para la simulación de la formación del complejo ocelar en insectos

F. Jiménez-Morales¹, M.C. Lemos¹, F. Casares², and D. Aguilar-Hidalgo³

¹Departamento de Física de la Materia Condensada, Universidad de Sevilla, Avda. Reina Mercedes s/n, 41012 Sevilla, España
²Centro Andaluz de Biología del Desarrollo (CABD), CSIC-UPO-IA, Campus Universidad Pablo de Olavide, 41013 Sevilla, España
³Max Planck Institute for the Physics of Complex Systems, Nöthnizer Straße 38, 01187 Dresden, Germany

La evolución natural ha creado numerosos sistemas formados por un gran número de elementos simples que interaccionando localmente dan lugar a la aparición de fenómenos y patrones emergentes. El sistema es así capaz de realizar tareas que no están implícitas en sus componentes elementales ni en las condiciones impuestas al mismo. La emergencia conlleva una funcionalidad importante del sistema como un todo. Un ejemplo de la aparición de estas estructuras emergentes se encuentra en el complejo ocelar que poseen la mayoría de los insectos. El complejo ocelar suele tener una configuración triangular con un ocelo u ojo simple en cada uno de los vértices del triángulo y que les sirve a los insectos para calibrar la intensidad de la luz que les llega. Este patrón puede ser promovido por una molécula difusiva (morfógeno) que sirve a las células de identidad genética. El objetivo de este trabajo es comprender los mecanismos mediante los cuales un proceso evolutivo es capaz de generar patrones emergentes. Para ello construimos un modelo teórico con tres ingredientes principales: un sistema descentralizado, un proceso evolutivo y, por último, la tarea que el sistema tiene que realizar, y que necesita de la cooperación entre todas las unidades que lo forman. Como sistema descentralizado usamos un autómata celular (AC) binario unidimensional. El estado de una celda $\sigma_i^{t+1} \in \{0, 1\}$ del AC en un instante de tiempo viene dado por:

$$\sigma_i^{t+1} = \Phi(V_i^t) \cdot S(i)^t$$

donde $\Phi(V_i^t)$ es una regla de evolución local dependiente de la vecindad de la celda, y $S(i)^t \in \{0, 1\}$ representa el morfógeno o sustrato en cada posición. Cada posible solución queda codificada como dos ristas: 128 bits para $\Phi(V_i^t)$, y del tamaño de la red ($L = 255$) para codificar $S(i)$. De este modo el espacio de búsqueda es un número enorme $2^{128} \cdot 2^{255} = 2^{383}$. Inicialmente se parte una población de 20 reglas de AC que evolucionan mediante cruce y mutación. La siguiente generación queda formada por las reglas que mejor se ajustan a la tarea requerida. La Figura 1 muestra la función de ajuste $F(g)$ de la mejor regla en cada generación. La Figura 2 muestra el diagrama espacio-temporal generado por la mejor regla en varias generaciones. Partiendo de una condición inicial aleatoria el AC alcanza una situación final segmentada en tres zonas. Los resultados obtenidos mediante el algoritmo genético son cualitativamente similares a los obtenidos teórica y experimentalmente en [1, 2].

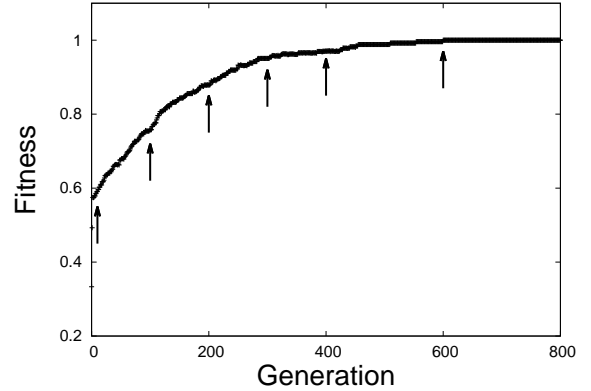


Figure 1: Función de ajuste de la mejor regla en cada generación. Las flechas indican la generación de la que se muestra el diagrama espacio-tiempo en la Figura 2. La población de reglas está formada por las 20 mejores. El parámetro de mutación es 0.05.

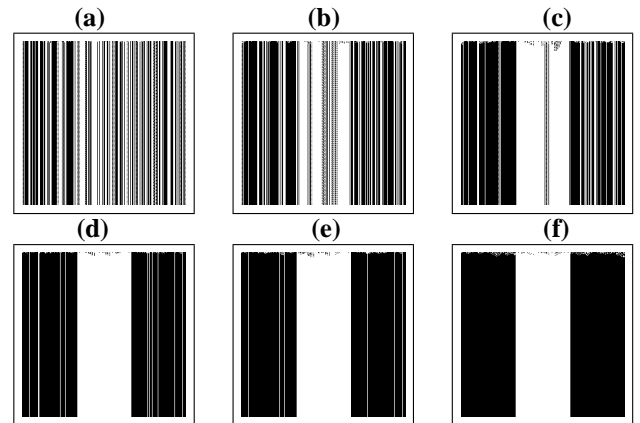


Figure 2: Diagrama espacio-tiempo de la mejor regla en la generación: (a) $g=10$, (b) $g=100$, (c) $g=200$, (d) $g=300$, (e) $g=400$, (f) $g=600$. El eje horizontal es el espacio (la red tiene $L = 255$) y el vertical representa el tiempo del que se muestran $t = 500$ pasos. Partiendo de una situación inicial aleatoria con concentración $c = 0.5$ el AC alcanza una situación final segmentada en tres zonas.

- [1] D. Aguilar-Hidalgo, M.A. Domínguez-Cejudo, G. Amore, M.C. Lemos, A. Córdoba, F. Casares. *Development* **140**(1), 82-92 (2013).
[2] D. Aguilar-Hidalgo, M.C. Lemos, A. Córdoba. *Physica D* **295-296**, 91-102 (2015).