

Underlying strategies of semantic search

Nicolás Duarte

06 enero 2020

Introducción

‘When searching for items in memory, people explore internal representations in much the same the way that animals forage in space’
(Hills, Jones, and Todd 2012)

Búsqueda semántica

- La búsqueda semántica nos permite recuperar memorias que están relacionadas con la tarea o situación a nivel de significado, sin necesidad de haber tenido la experiencia de dicho contenido.
- El paradigma mas típico de estudio son las tareas de 'semantic fluency'. Aquí, participantes deben recuperar la mayor cantidad de ítems (únicos) de una categoría (animales, por ejemplo) dentro de un tiempo determinado.
- Se ha observado que las respuestas tienden a estar agrupadas en parcelas semánticamente relacionadas (Hills, Todd, and Jones 2009) :
Animales \rightarrow Animales domesticos \rightarrow {perro, gato, ... }

Toma de decisiones

- Entonces, ¿de qué manera se decide pasar de una parcela a otra?
- Adicionalmente, es necesario conocer:
 - 1 Cantidad y fuente de la información que es utilizable para quién realiza la búsqueda
 - 2 Qué propiedad de la información utiliza para generar umbrales de decisión
 - 3 De qué manera evalúa su propia decisión

Toma de decisiones secuenciales

- Además de lo anterior, incluso en esta simple tarea, estamos en presencia de una toma de decisiones secuencial, es decir, las decisiones tomadas en un momento afectan las condiciones que el ambiente tendrá en el siguiente momento.
- Sí digo 'perro', la siguiente palabra no puede ser nuevamente 'perro'
- Este tipo de problemas cae sobre la disciplina de 'refinforcement learning'

Toma de decisiones secuenciales

The reinforcement learning interaction cycle

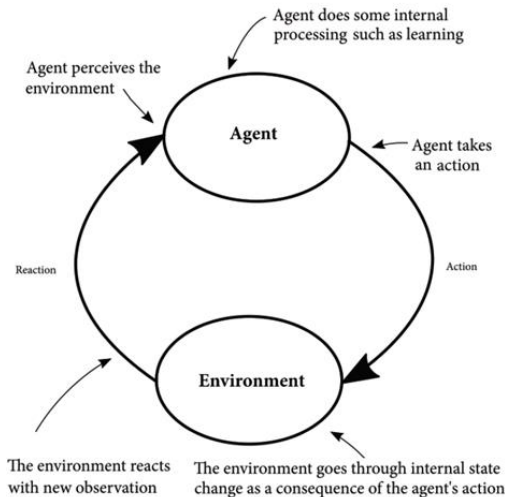


Figure 1: Toma de decisiones secuenciales

Toma de decisiones secuenciales

Incluso bajo modelos muy sencillos, para que se tome una buena decisión la cantidad de información a retener y procesar parece ser enorme, dependiente de la cantidad de opciones y tiempo de permanencia en la tarea.

$$Q_t(a) \doteq \frac{\text{sum of rewards when } a \text{ taken prior to } t}{\text{number of times } a \text{ taken prior to } t} = \frac{\sum_{i=1}^{t-1} R_i \cdot \mathbb{1}_{A_i=a}}{\sum_{i=1}^{t-1} \mathbb{1}_{A_i=a}},$$

Figure 2: Función de valor

- Donde 'Q' indica el valor estimado de la acción 'a' en el tiempo 't' y '1' es una variable aleatoria que toma el valor cuando la acción A_i es igual a la acción que se evalúa actualmente
- Para el ejemplo de la tarea cada parcela sería una acción posible
- La decisión sería 'greedy', es decir, elegir la acción de mayor valor

Heurísticos

- Considerando la alta velocidad requerida para recuperar memorias en situaciones naturales, parece ser poco plausible un mecanismo de decisión de tal complejidad.
- Dado este problema y el hecho que en algunas situaciones encontrar una solución óptima puede ser imposible (Gigerenzer 2008), se ha propuesto la utilización de 'heurísticos', esto es, soluciones no-óptimas y rápidamente computables que pueden ofrecer resultados semejantes a los óptimos si es que estos evolucionaron de manera conjunta con el problema (Mousavi and Gigerenzer 2017)

Dilema de exploración-explotación

- Los heurísticos buscan operar sobre las estructuras subyacentes a los diferentes problemas, para ofrecer soluciones prácticas. En este problema de búsqueda lo subyacente es el dilema de explorar-expotar.

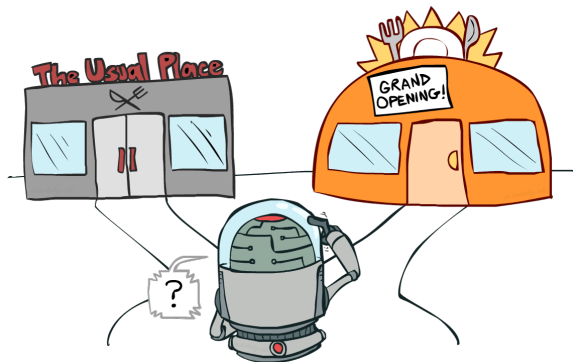


Figure 3: Escoger el buen lugar de siempre o probar algo nuevo

Dilema de exploración-explotación

De manera un poco mas formal

Explorar es la acción de recolectar información acerca del valor que cada acción tiene bajo un ambiente determinado en un punto específico del tiempo, por otro lado, explotar significa tomar una acción determinada para obtener el valor que ella tiene en dicho ambiente en un punto específico del tiempo.

- El dilema nace, ya que explorar y explotar son actividades mutuamente exclusivas. Y típicamente, quién busca lo hace para obtener cierto beneficio (explotando), sin embargo, para obtener el mejor beneficio es necesario probar las diferentes opciones.

Soluciones primitivas

- Para encontrar cuales son las estrategias subyacentes a la búsqueda semántica, se ha propuesto observar al comportamiento de 'forrajeo', ya que:
 - 1 La problemática subyacente es igualmente la de explorar-explotar
 - 2 El éxito de la estrategia está vinculado al éxito reproductivo
 - 3 Estructuras que hayan soportado este tipo de búsqueda podrían ser utilizadas para resolver 'búsquedas internas', en tanto fueron sometidas a selección natural

Forrajeo y el dilema de explorar-explotar

El forrajeo es la búsqueda de alimento en la naturaleza y el éxito de esta búsqueda determina en gran parte su 'fitness', en tanto afecta la supervivencia.

- Dada las condiciones actuales de la tierra, los 'recursos' tienden a estar concentrados en parcelas de distinta densidad y la distancia entre parcelas es significativamente mas grande que la existente entre recursos dentro de una parcelas
- La teoría de forrajeo entonces estudia, dentro de otros, el movimiento intra-parcela así como el de entre parcelas
- Debido a que el aparato sensorial de los organismo es limitado de una u otra manera, es imposible para estos determinar el valor de cada parcela sin antes haber realizado exploración. Por ello, cae igualmente dentro del dilema mencionado

Forrajeo y el dilema de explorar-explotar

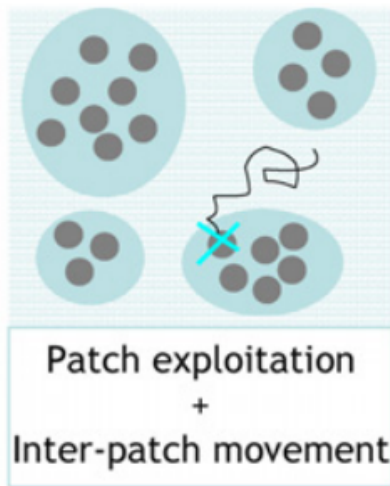


Figure 4: Forrajeo

Para definir un heurístico es necesario generar un modelo que permita testarlo e ir más allá de una simple descripción (Gigerenzer 2008). Para definir el heurístico que lidia con la exploración-explotación lo consideramos en su nicho de mas probable evolución, el forrajeo, y para definirlo consideramos modelos que buscan captar en 'esencia' este comportamiento.

Basados en reglas

Uno de los primeros modelos salidos de la 'optimal foraging theory' fue el del 'marginal value theorem' (Charnov 1976). Básicamente este teorema, entre otros elementos, define que el organismo determina un tiempo de abandono de la parcela que es identico al 'optimo'.

$$R = \frac{g(t_w)}{t_w + t_b}$$

- Dónde R es la ganancia (de nutrientes u otro) por unidad de tiempo
- $g(t_w)$ es la ganancia acumulada dentro de una parcela
- t_w es el tiempo recorrido dentro de la parcela
- t_b es el tiempo de reccorido medio entre parcelas
- El teorema entonces dice que el organismo permanecera dentro de la parcela hasta que la ganancia hasta que la tasa instantanea de ganancia sea igual a la tasa promedio de ganancia dentro del ambiente

Basados en reglas

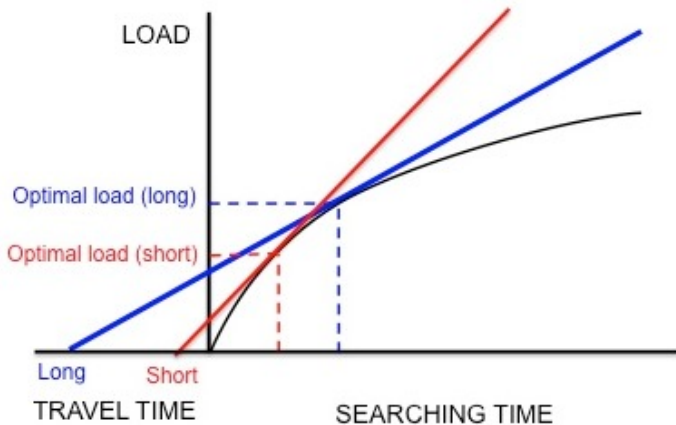


Figure 5: Cambio de parcela

‘Random walks’

El modelo anterior ciertamente reduce la complejidad para resolver este dilema, sin embargo:

- ① Asumen pasividad del recurso a consumir
- ② Asumen un conocimiento del agente bastante elevado y de largo alcance
- ③ Evidencia empirica contra las predicciones del modelo (Jesmer et al. 2017)

La alternativa a esto son modelos estocasticos que recaen, principalmente, en las propiedades inherentes del ambiente

‘Random walks’

Una caminata o paseo aleatorio es la trayectoria resultante de tomar sucesivos pasos aleatorios en un espacio determinado. Este tipo de modelos es altamente utilizado en el campo de la etología para describir el compormiento de forrajeo.

- Uno de los modelos principales que se utilizan son las ‘Levy-walks’.

Levy-walks

- Una 'Lévy-walk' es una caminata aleatoria, dónde:
- 1 El tamaño del paso esta definido por una distribución de probabilidad tipo Lévy: colas anchas, describe la frecuencia para un largo de paso mayor a 0

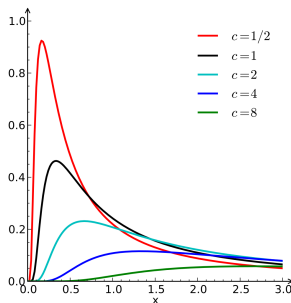


Figure 6: Distribución Lévy

Levy-walks

- ② La dirección del paso se determina de una distribución uniforme para cada posible dirección

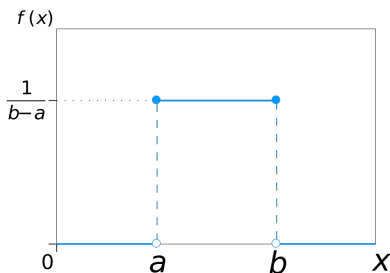


Figure 7: Para un espacio 2D, $a = 0$, $b = 2\pi$ radianes

Levy-walks

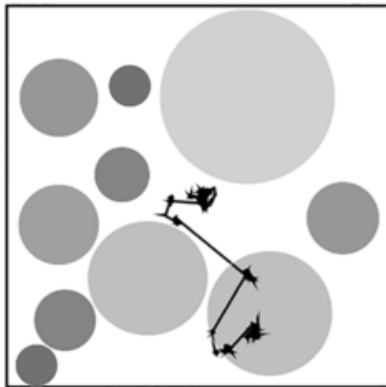


Figure 8: Ejemplo de caminata Lèvy

Levy-walks

Razones de proponer este modelo:

- ➊ Patron observados en gran cantidad de animales (Bartumeus 2007), incluido humanos (Raichlen et al. 2013)
- ➋ Son robustas optimizando búsquedas en distintos tipos de ambientes (Wosniack et al. 2017)
- ➌ Requieren solo limitadas capacidades de procesamiento por parte del organismo
- ➍ Por lo anterior, se perfilan como buen candidato para haber sido producto de selección natural

Un caso de co-opción

Co-opcion es un concepto evolutivo, que describe como ciertos rasgos que evolucionaron dando lugar a una funcion particular, luego cambian su funcion sin necesidad de una modificacion estructural. El fenomeno de co-opción es frecuente y observado, tambien, a nivel de comportamiento (McLennan 2008)

- La hipotesis sostiene que los rasgos que sustentaron el forrajeo fueron co-optados para la función de busqueda semantica (Hills et al. 2015)

Selección natural de estructuras, implementación neural

Ya que la función de forrajeo es aun utilizada por humanos, es de esperar, si se trata de un caso de co-opcion, efectivamente las mismas estructuras sostengan ambas funciones, presentando, tambien, las mismas estrategias.

- Para ello determinar cuales son las estructuras u organos subyacentes a la función de forrajeo es el primer paso en revisar esta hipótesis

Adaptive gain-theory

LC tendría entonces la capacidad de modificar la 'ganancia' en la activación de inputs excitatorios/inhibitorios

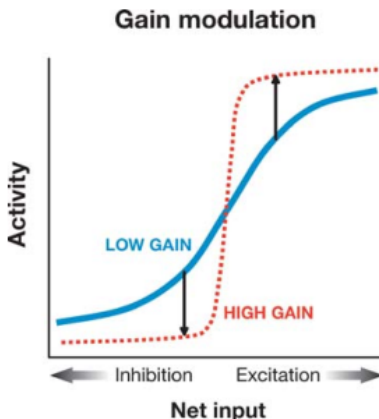


Figure 10: Ganancia

Adaptive gain-theory

Tendría dos 'modos' fásico y tónico

- El fásico supone un nivel de actividad bajo en las neuronas del LC, pero tiene una clara ganancia (temporal) asociada a un estímulo saliente.

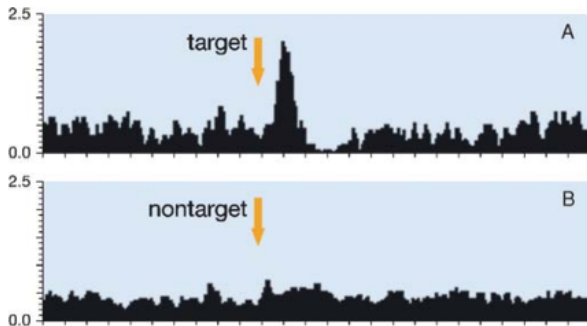


Figure 11: Modo fásico

Adaptive gain-theory

- El tónico por otro lado estaría asociado a un mayor nivel de actividad global, sin embargo dicha actividad no esta relacionada temporalmente con el estímulo
- En conjunto con la corteza orbito frontal, pre-frontal y corteza singular anterior, se determinaría el modo para lidiar con el cambio de explotación (fásico) a exploración (tónico)

Adaptive gain-theory

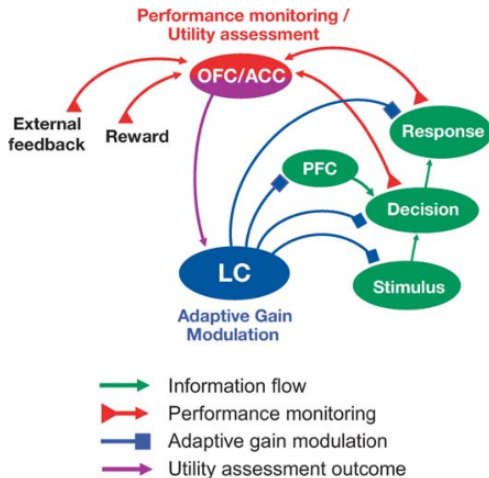


Figure 12: Estimación utilidad

Adaptive gain-theory

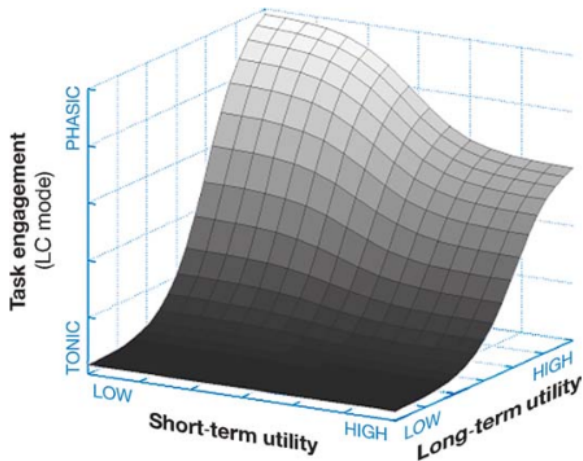


Figure 13: Cambio adaptativo

Implementacion neural

Debido a la alta conectividad del cerebro, muchas estructuras aportan un rol, indirecto tales como la amígdala y el cuerpo estriado a través de la corteza orbito frontal (Aston-Jones and Cohen 2005). Por lo anterior, me he limitado a mencionar lo más 'nuclear'

Aumento de complejidad, inputs internos

Una de las dificultades en observar las funciones que controlan la explotación-exploración, es que estos procesos parecen ser dependiente del estado del organismo.

- Se ha observado que un estado de nutrición deficitario genera un sesgo hacia explotación (Corrales-Carvajal, Faisal, and Ribeiro 2016)
- De manera similar el stress parece inducir un sesgo hacia explotación (Graham, Yoon, and Kim 2010)
- Esto ha sido observado igualmente en humanos (Lenow et al. 2017)

Por lo tanto, en un modelo más exhaustivo todas las estructuras relacionadas con lo anterior debiesen ser incluidas.

Co-opción un resumen

- Existe una gran presencia de este tipo de estrategia a lo largo de muchas especies (Hills et al. 2015)
- Esta estrategia parece ser óptima (Lèvy-walks) e independiente de la escala del ambiente (Wosniack et al. 2017)
- Su implementación a nivel neural parece estar soportado, en parte, por estructuras 'antiguas' o bien con funciones primitivas (Hills 2006)
- En humanos la actividad del LC (medida a través de diametro pupilar) predice cambios entre exploración explotación (Jepma and Nieuwenhuis 2011)
- Finalmente, humanos utilizan mismas estrategias en búsqueda internas como externas (Wilke et al. 2009)

Conclusiones

- Búsquedas internas y externas parecen seguir los mismos patrones
- Existen ciertos patrones (Lévy) que parecen ser óptimos en condiciones típicamente encontradas y por ello, por selección natural, estructuras que la soporten podrían haber sido seleccionados
- Dichas estructuras que soportaban el forrajeo, podrían por co-opción, también soportar la búsqueda semántica
- Evidencia empírica mínima
- Dificultad en trazar el camino evolutivo en nuestra especie

Referencias

Aston-Jones, Gary, and Jonathan D. Cohen. 2005. "Adaptive Gain and the Role of the Locus Coeruleus-Norepinephrine System in Optimal Performance." *The Journal of Comparative Neurology* 493 (1): 99–110. <https://doi.org/10.1002/cne.20723>.

Bartumeus, Frederic. 2007. "LÉVY PROCESSES IN ANIMAL MOVEMENT: AN EVOLUTIONARY HYPOTHESIS." *Fractals* 15 (02): 151–62. <https://doi.org/10.1142/s0218348x07003460>.

Charnov, Eric L. 1976. "Optimal Foraging the Marginal Value Theorem." *Theoretical Population Biology* 9 (2): 129–36. [https://doi.org/10.1016/0040-5809\(76\)90040-x](https://doi.org/10.1016/0040-5809(76)90040-x).

Corrales-Carvajal, Verónica María, Aldo A Faisal, and Carlos Ribeiro. 2016. "Internal States Drive Nutrient Homeostasis by Modulating Exploration-Exploitation Trade-Off," 30.

Gigerenzer, Gerd. 2008. "Why Heuristics Work." *Perspectives on Psychological Science* 3 (1): 20–29.

<https://doi.org/10.1111/j.1745-6016.2008.00058.x>