

Capítulo 4

Un Modelo Matemático Simple Para Simular la Toma de Decisiones Durante una Tarea de Búsqueda de Información

Francisco López Orozco¹
Vicente García Jiménez²

Abstract: This paper presents a mathematical simple model translated in a computer program to simulate the way people read a paragraph with the task of quickly deciding whether it is related or not to a given goal. The model attempts to predict the time at which participants would decide to stop reading the paragraph because they have enough information to make their decision. The model makes predictions at the level of words that are likely to be fixated before the paragraph is abandoned. The problem focuses in finding the frontier between two different behaviors: continue or stop reading a paragraph. The reader's behavior is predicted by using a Bayesian classifier.

A two-variable linear threshold is proposed: rank of the fixation *Rank* and the semantic similarity between the paragraph and the goal *Cos*. Model performance is compared to the eye tracking data of 19 participants.

Keywords: Computational cognitive modelling, information search, semantic similarity.

Resumen: En este trabajo presentamos un modelo matemático simple traducido en un programa computacional que simula la manera en que las personas leen un párrafo para decidir rápidamente si está relacionado a un tema dado o no. En particular, el modelo predice el momento en que los participantes deciden detener la lectura debido a que han adquirido suficiente información para tomar una decisión. El modelo hace predicciones al nivel de palabras que son procesadas antes de ser abandonado. El problema es encontrar la frontera entre dos comportamientos: continuar o interrumpir la lectura. El comportamiento del lector se modela con un clasificador

¹francisco.orozco@uacj.mx. Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, DMCU-IIT.

²vicente.jimenez@uacj.mx. Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, DMCU-IIT.

bayesiano. Se propone un modelo lineal simple basado en dos variables: el rango de la fijación *Rank* y la similaridad semántica entre el párrafo y el tema de búsqueda *Cos*. El rendimiento del modelo es comparado con los datos de los movimientos oculares de 19 participantes.

Palabras clave: Modelo cognitivo computacional, búsqueda de información, similaridad semántica.

4.1 Introducción

Conocer qué hacen los usuarios web mientras buscan información es importante. Varios modelos cognitivos se han propuesto para simular los procesos involucrados en esta actividad. Pirolli & Fu, en [8] propusieron un modelo de navegación. Brumby & Howes, en [2] describen la forma en la que procesamos parcialmente la información para seleccionar los enlaces web relacionados a un tema de búsqueda. También Chanceaux et al. en [3] muestran la interacción entre los procesos visuales, semánticos y de memoria durante tareas de búsqueda de información.

La búsqueda de información puede hacerse en cualquier tipo de documento, pero en este trabajo nuestro interés se centra en textos, compuestos de varios párrafos. La búsqueda de información es diferente de la lectura simple, porque en ella las personas tienen en mente un objetivo de búsqueda mientras se está procesando un documento.

En este capítulo presentamos el desarrollo de un modelo matemático simple que busca imitar particularmente esa toma de decisiones. El modelo propuesto hace énfasis en el comportamiento de detener la lectura de un párrafo antes de que sea leído completamente durante una tarea de búsqueda de información. Sin embargo, nuestro interés se centró en estudiar situaciones de lectura normal y no en presentar palabra por palabra del texto como se hace en [6]. Por esta razón, usamos un *eyetracker* (seguidor ocular) a fin de identificar las palabras procesadas. La Figura 4.1 muestra la situación que se está modelando.

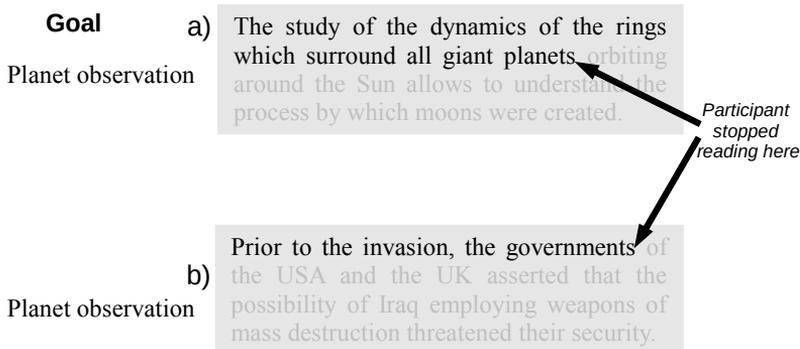


Figura 4.1: Ilustración de los dos datos de entrada del modelo: el tema de búsqueda y el párrafo. El párrafo es abandonado antes de su término porque se ha adquirido suficiente información debido a una a) alta relación semántica b) baja relación semántica al tema de búsqueda.

4.2 Experimento

Para poder crear y estudiar el modelo propuesto, fue diseñado un experimento para la adquisición de datos. El experimento buscó enfatizar la decisión de detener la lectura de un párrafo mientras que la otra pieza de información se mantenía en memoria: el tema de búsqueda. A los participantes se le pidió que decidieran tan rápido como fuera posible si los párrafos que se le presentaban, estaban o no relacionados al tema de búsqueda dado. Creamos un conjunto de 30 temas, cada uno de ellos expresado por varias palabras (ejemplo *tourism on mountains*). También creamos 6 párrafos por cada tema de búsqueda ($\bar{x}=30.1$ palabras, $\sigma=2.9$), 2 de ellos altamente relacionados al tema, 2 relacionados moderadamente y 2 de ellos sin alguna relación al tema dado. Utilizamos el análisis semántico latente o LSA [5] para controlar la relación semántica de un párrafo al tema de búsqueda. Calculamos la similaridad semántica entre dos secuencias de palabras utilizando la función *coseno* y, observamos que mientras más alto el valor del *coseno*, más similares son las secuencias de palabras.

En cada prueba, un párrafo es presentado al participante. El participante debe indicar cuando esté listo para tomar una decisión. En ese momento el párrafo desaparece y se le pide al participante que indique si elige o rechaza el párrafo de acuerdo a su relación semántica con el tema de búsqueda. Un nuevo párrafo se visualiza y el participante debe de nueva cuenta indicar si está relacionado o no al tema de búsqueda, 19 estudiantes participaron en el experimento. Los movimientos de los ojos fueron registrados usando un *eyetracker* SR Research EyeLink II [1].

4.3 Modelización

El modelo debería ser capaz de predecir la forma en que un usuario promedio procesaría un párrafo dado un tema de búsqueda. El método seguido fue considerar trayectorias oculares (*scanpaths*) y por cada fijación de un participante, predecir si el párrafo es abandonado o no. Un buen modelo predice un abandono al mismo tiempo que el participante. Un modelo malo abandonaría el párrafo muy antes o después que el participante.

El modelo para la toma de decisiones sobre los párrafos debe de estar basado en un modelo de memoria semántica que sea capaz de imitar los juicios humanos de asociaciones semánticas. Usamos el LSA para calcular dinámicamente la similaridades semánticas entre el tema de búsqueda y cada conjunto de palabras consideradas como procesadas.

4.3.1 Efecto de la relación semántica del párrafo

La relación semántica del párrafo con el tema de búsqueda puede jugar un papel en la forma en la que es procesado. Sospechamos que si un párrafo no está relacionado al tema, dicho párrafo es procesado sólo para verificar que no es relevante para el tema de búsqueda dado ya que todas sus palabras no tienen relación con el tema. Al número de fijaciones necesarias para confirmar su no relación con el tema puede depender de cada participante y en este trabajo no estamos interesados en este caso particular. Sin embargo, si el párrafo está altamente relacionado con el tema, el párrafo está compuesto de palabras no relacionadas, de moderadamente y altamente relacionadas con el tema.

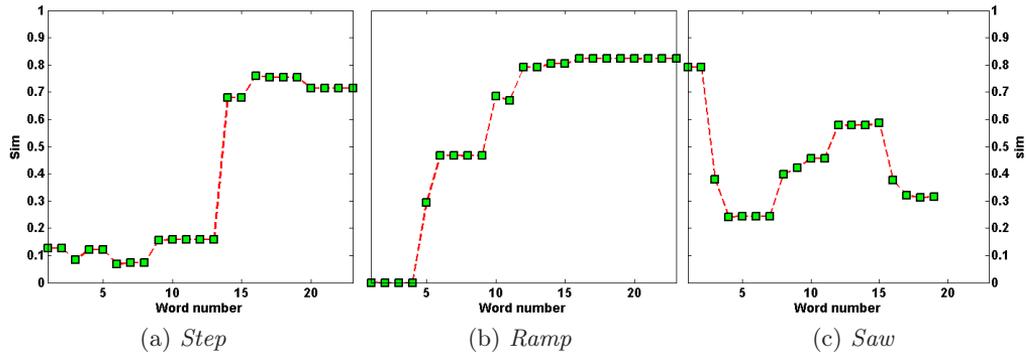


Figura 4.2: Ejemplo de la evolución del *coseno* para párrafos altamente relacionados al tema.

Debido a esta diversidad de palabras, el párrafo debe de ser procesado con la idea de investigar si es relevante o no. Aquí, la relación semántica del párrafo con el tema juega un papel en la forma en se procesa dicho párrafo. Nuestro análisis se restringió a los párrafos altamente relacionados con el tema de búsqueda.

4.3.2 Evolución de la relación semántica del párrafo

Todos los párrafos están compuestos de texto coherente y de una longitud aproximadamente constante. Sin embargo, la evolución de su similaridad semántica con el tema de búsqueda no fue controlado. En algunos párrafos, el valor de similaridad puede incrementarse o decrementarse desde el inicio hasta el final del párrafo y, en otros casos un patrón de incremento/decremento puede observarse a lo largo del párrafo. Después de un procedimiento de clusterización de acuerdo a la evolución del coseno de los párrafos altamente relacionados se obtuvieron 3 clases: *step*, *ramp* y *saw*.

La evolución del coseno de los párrafos *step*, está caracterizado por un valor constante durante varias fijaciones seguido de un cambio abrupto (salto positivo) a un valor más alto, que se mantiene hasta el final de la señal como se muestra en la Figura 4.2a. En el caso de los párrafos *ramp*, Figura 4.2b, un valor de coseno se mantiene durante varias fijaciones pero es seguido de un incremento progresivo del coseno hasta a un valor más alto, que se mantiene hasta el final de la señal. En el caso de los párrafos *saw* es aún más complicado, porque la evolución del coseno sigue un patrón de incremento/decremento a lo largo de toda la señal como muestra la Figura 4.2c.

Con el fin de simplificar nuestro análisis, sólo los párrafos *step* fueron elegidos porque tienen mayor variabilidad de su coseno que los de tipo *step* pero mucho más predecibles que el caso de los párrafos de tipo *saw*.

4.3.3 Modelado matemático de la decisión

Dos variables involucradas. Primero buscamos las variables que podrían jugar un papel en la decisión de detener la lectura de un párrafo p . Tal decisión se toma cuando la percepción del participante sobre la relación semántica del párrafo con el

tema de búsqueda es completa. La asociación con el tema de búsqueda g definitivamente está involucrada en esa percepción. Entonces definimos una variable llamada $Cos = |sim(\text{palabras de } p, g)|$, donde sim es el coseno LSA entre los dos vectores. Cos cambia constantemente mientras un párrafo es procesado, ya que depende de las palabras que van siendo procesadas. Cuando las palabras están altamente relacionadas al tema de búsqueda, esta variable tiene un valor alto y tiene un valor bajo cuando las palabras no están relacionadas al tema. Esta variable puede ser fácilmente calculada dinámicamente, después de que cada palabra del párrafo es procesada.

Notemos que un valor alto de Cos puede no inducir directamente la decisión, en particular si aparece al principio de la trayectoria ocular. Asumimos, que la decisión depende también del número de palabras procesadas en el párrafo. Mientras más palabras son procesadas, más alta la confiabilidad en la percepción de la relación semántica ente el párrafo y el tema de búsqueda. Si solo dos o tres palabras han sido procesadas, el valor de Cos es inexacto. Entonces, asumimos que debería existir una relación entre Cos y el número de palabras procesadas. Entonces, la segunda variable es $Rank = \text{número de palabras procesadas}$.

Distribuciones abandono y no-abandono. Para estudiar cómo la decisión depende de estas dos variables, calculamos dos distribuciones en el espacio $Cos \times Rank$ de los datos del participante: la distribución de los casos no-abandono y la distribución de los casos abandono. El objetivo fue descubrir la frontera entre estos casos a fin de estar en la posibilidad de predecir si una secuencia palabras procesadas nos llevaría a abandonar o a continuar la lectura de un párrafo.

Este trabajo fue hecho en dos terceras partes de los datos a fin de dejar una tercera parte para probar el modelo. Cada fijación de un participante fue asociada a un punto en el espacio $Cos \times Rank$. $Rank$ es una medida discreta entre 1 y el número máximo de fijaciones en los datos. Cos fue calculado con la fórmula anterior tomando en cuenta las palabras procesadas y el tema de búsqueda.

La distribución no-abandono fue calculada simplemente calculando el número de fijaciones que no provocaron un abandono del párrafo en cada celda de la malla $Cos \times Rank$.

La distribución abandono fue construida a partir de todas las últimas fijaciones de todas las trayectorias oculares, incluyendo los subsecuentes rangos. Por ejemplo, si un participante hizo 13 fijaciones en un estímulo, las primeras 12 fueron contabilizadas en la distribución no-abandono y la número 13 en la distribución abandono. Todas las fijaciones virtuales a partir de la número 14, con el mismo valor Cos así como la 13 fueron también contabilizadas en la distribución abandono, porque si el participante detuvo su lectura en la fijación 13, lo habría hecho también en la 14, 15, etcétera.

La frontera entre estos dos comportamientos (continuar o detener la lectura) es una curva en el espacio $Cos \times Rank$. Dependiendo de una localización de cualquier observación (c,r) por arriba o abajo de la curva el comportamiento del lector puede predecirse. Para hallar esta frontera, usamos una metodología basada en un clasificador Bayesiano. Consideremos un problema de clasificación con dos clases: Abandono (Ab) y no-abandono (\overline{Ab}). Dadas las probabilidades posteriores, ¿cuál es la clase de una observación bi-dimensional (c,r) en el espacio $Cos \times Rank$? La regla de decisión es:

$$P(\overline{Ab}|c, r) \underset{Ab}{\overset{\overline{Ab}}{\gtrless}} P(Ab|c, r),$$

con $P(\overline{Ab}|c, r) = \frac{P(\overline{Ab}) \times p_{CR}(c, r|\overline{Ab})}{p_{CR}(c, r)}$, y $P(Ab|c, r) = \frac{P(Ab) \times p_{CR}(c, r|Ab)}{p_{CR}(c, r)}$.

Las Figuras 4.3a y 4.3b representan las dos funciones de densidad de probabilidad empíricas condicionales de las clases respectivamente $\hat{p}_{CR}(c, r|\overline{Ab})$ y $\hat{p}_{CR}(c, r|Ab)$. Consideramos un enfoque estadístico paramétrico.

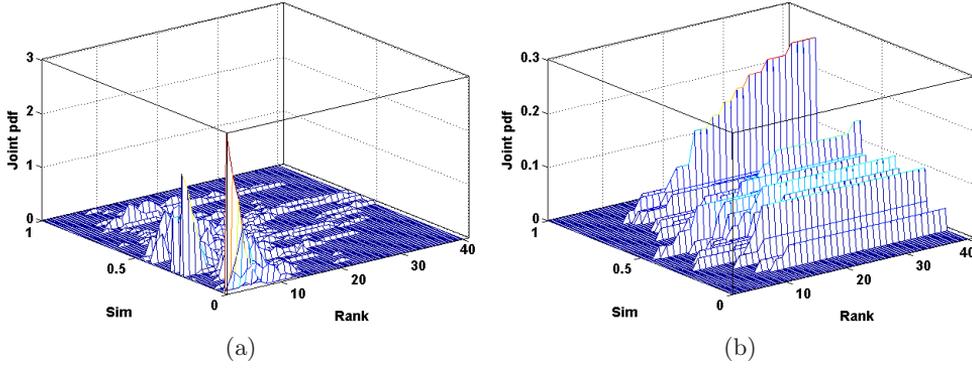


Figura 4.3: a) Distribución empírica de “no-abandono” $\hat{p}_{CR}(c, r|\overline{Ab})$ y b) distribución empírica de “abandono” $\hat{p}_{CR}(c, r|Ab)$ en el espacio $Cos \times Rank$.

En las siguientes secciones, el modelo estadístico para estimar las funciones de densidad y las probabilidades anteriores (*prior*) son explicadas para usar el clasificador bayesiano:

$$P(\overline{Ab}) \times p_{CR}(c, r|\overline{Ab}) \underset{Ab}{\gtrsim} P(Ab) \times p_{CR}(c, r|Ab).$$

Modelo paramétrico para la distribución “no-abandon”. La función de densidad de probabilidad de la clase condicional puede ser escrita como : $p_{CR}(g, r|\overline{Ab}) = p_{C|R}(c|R = r, \overline{Ab}) \times p_R(r|\overline{Ab})$. La Figura 4.4 (arriba, izquierda) muestra la distribución marginal empírica $\hat{p}_R(r|\overline{Ab})$. Cuando *Rank* se incrementa, la probabilidad de que el párrafo no sea abandonado disminuye. Esta evolución fue modelada con una función sigmoideal $\varphi(r) = \frac{P_{RM_{ax}} \times (1 + e^{-\alpha r_0})}{1 + e^{\alpha(r-r_0)}}$. En realidad solo hay dos parámetros a ser ajustados dado que la integral es 1.

Respecto a la función de densidad de probabilidad $p_{C|R}(\cdot)$, el modelo natural (Figura 4.3a) es una gamma cuyos parámetros dependen del valor de *Rank*, $f(r; k, \theta) = \frac{c^{k(r)-1} e^{-\frac{c}{\theta(r)}}}{(\Gamma(k))\theta(r)^{k(r)}}$, para $r > 0, k, \theta > 0, \Gamma(k) = (k-1)!$. La Figura 4.5a muestra para el valor de *Rank*=10, razón por la cual, la función gamma es adecuada para modelar estos datos. La forma $k(r)$ crece y la escala $\theta(r)$ decrece linealmente (Figura 4.4, col. izq.). Ambas son modeladas por ecuaciones lineales simples: $k(r) = Mr + N$ y $\theta(r) = Or + P$. Las regresiones lineales solo se efectúan hasta *Rank*=30, ya que $\hat{p}_R(r > 30|\overline{Ab})$ es cercana a cero donde no hay más datos. Entonces se tiene:

$$p_{C|R}(c|R = r, \overline{Ab}) = \frac{A(r)c^{k(r)-1}}{(k(r)-1)!\theta(r)^{k(r)}} e^{-\frac{c}{\theta(r)}}, p_R(r, \overline{Ab}) = \varphi(r).$$

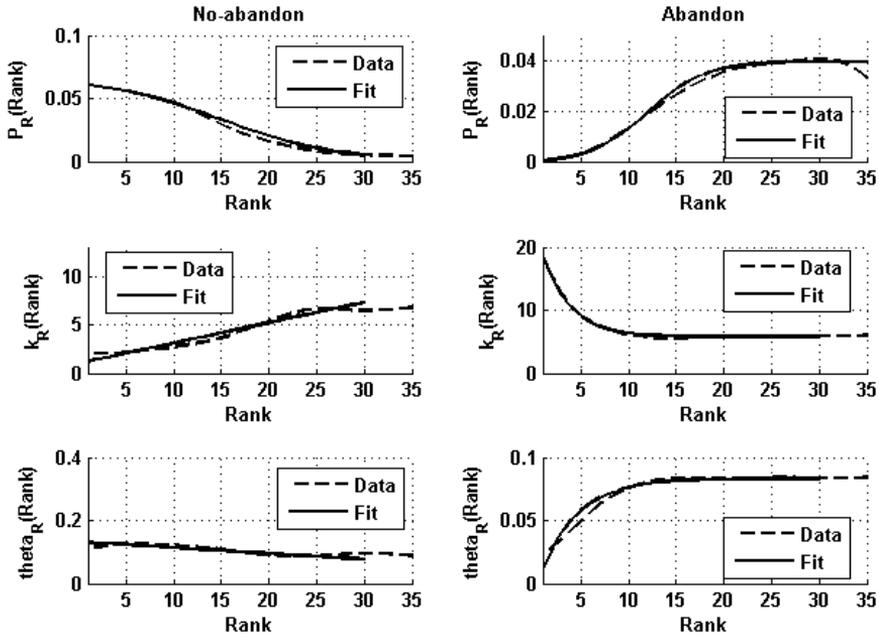


Figura 4.4: Datos y ajuste de las distribuciones marginales, forma y escala para las distribuciones ‘no-abandono’ y ‘abandono’.

Como el valor de Cos es entre 0 y 1, $A(r)$ es una función de normalización para asegurar que $p_{C|R}(c|R = r, \overline{Ab})$ es una función de densidad de probabilidad: $A(r) = F_{k,\theta}(1) - F_{k,\theta}(0)$, siendo la función de repartición $F_R(r) = \mathbb{P}(\text{Rank} \leq r)$ de una distribución gamma con una forma k y una escala θ , $F_{k,\theta}(\cdot)$. Obtenemos seis parámetros independientes para modelar la distribución conjunta ‘no-abandono’ (el desplazamiento r_0 y la pendiente α para $\varphi(r)$, los coeficientes M , N para $k(r)$ y O , P para $\theta(r)$).

Modelo paramétrico para la distribución ‘abandono’. Siguiendo un enfoque similar, escribimos la fdp condicional como : $p_{C|R}(c,r|Ab) = p_{C|R}(c|R = r, Ab) \times p_R(r|Ab)$. Modelamos la fdp marginal $\hat{p}_R(r|Ab)$ con otra sigmoide $\varphi'(r)$ (Figura 4.4, arriba derecha), pero aquí, es una función creciente. En $\text{Rank} = 0$, no hay abandono y al valor máximo de Rank , todas las trayectorias muestran un abandono. La distribución condicional $\hat{p}_{C|R}(c|R = r, Ab)$ es una distribución gamma con forma $k'(r)$ y escala $\theta'(r)$. Como en el caso anterior, la Figura 4.5b muestra cómo estos datos son modelados con una función gamma. La forma $k'(r)$ decrece exponencialmente mientras la escala $\theta'(r)$ crece exponencialmente (Figura 4.4, col. der.). Ambas son modeladas con ecuaciones exponenciales: $k'(r) = (s_2 - s_1)e^{-r/p_0} + s_2$ and $\theta'(r) = (t_2 - t_1)e^{-r/q_0} + t_2$. La ecuación de la fdp es la misma como en el caso previo, pero con diferente conjunto de funciones $\{\varphi'(r), k'(r), \theta'(r)\}$ que nos da 8 parámetros (2 para $\varphi'(r)$, 3 para $k'(r)$ y 3 para $\theta'(r)$):

$$p_{C|R}(c|R = r, \overline{Ab}) = \frac{A'(r)c^{k'(r)-1}}{(k'(r) - 1)!\theta'(r)^{k'(r)}} e^{-\frac{c}{\theta'(r)}}, p_R(r, \overline{Ab}) = \varphi'(r).$$

Modelando la decisión como función de Rank y Cos. Como estas dos proba-

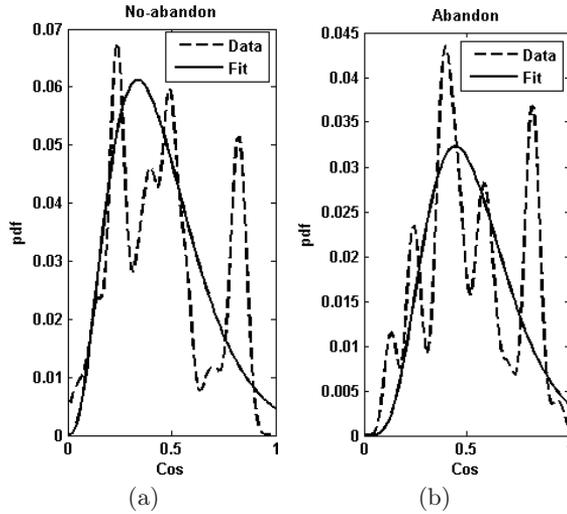


Figura 4.5: Ejemplo de la pdf condicional empírica y el ajuste con el modelo gamma para un valor de $Rank = 10$ para la clase de a) “no-abandono” y b) “abandono”.

bilidades condicionales de clase fueron modeladas, por cada $(Rank, Cos)$, el problema es decidir si hay suficiente información para detener la lectura (clase “abandono”) o para continuar leyendo (clase “no-abandono”). Este problema binario es resuelto por el clasificador Bayesiano. Para encontrar la regla de decisión, deben de estimarse las probabilidades anteriores tal que: $P(Ab) + P(\overline{Ab}) = 1$. $P(Ab)$ o $P(\overline{Ab})$ es otro parámetro a ser aprendido de los datos. El número total de parámetros de aprendizaje es 15 (6+8+1). La Tabla 4.1 resume el número total de parámetros y los valores para las dos distribuciones modeladas: no-abandono y abandono. La regla de decisión completa es entonces:

$$P(\overline{Ab}) \times p_{C|R}(c|R = r, \overline{Ab}) \times p_R(r|\overline{Ab}) \stackrel{\overline{Ab}}{A\overline{b}} \geq P(Ab) \times p_{C|R}(c|R = r, Ab) \times p_R(r|Ab).$$

Distribución	Parámetros
No-abandono	$r_0=11.97, \alpha=0.17, M=0.21, N=1.0, O=-0.0018, P=0.13$
Abandono	$r'_0=12.0, \alpha'=0.33, p_0 = 2.94, s_1=5.76, s_2=23.70, q_0=3.85, t_1=0.083, t_2=-0.001$

Tabla 4.1: Parámetros del modelo para las dos distribuciones no-abandono y abandono.

4.4 Aprendizaje del modelo

Conocidas las dos probabilidades posteriores $P(\overline{Ab}|c, r)$ y $P(Ab|c, r)$, las dos probabilidades anteriores son $P(Ab) = 0.64$ y $P(\overline{Ab}) = 0.36$.

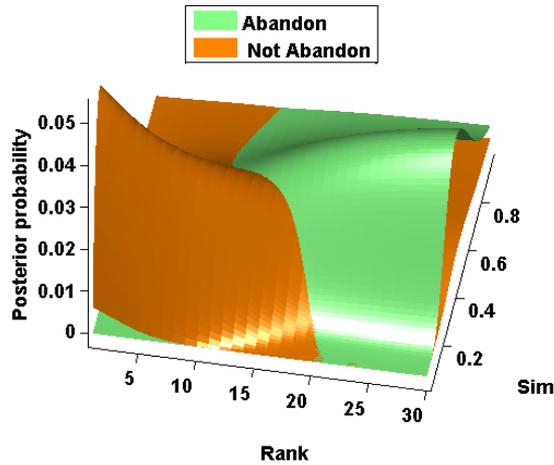


Figura 4.6: Prob. posteriores $P(\overline{Ab}|c, r)$ y $P(Ab|c, r)$ en el espacio $Cos \times Rank$.

La intersección entre las probabilidades posteriores es oblicua como se muestra en la Figura 4.6. *Rank* y *Cos* son dependientes entre ellos: al inicio del procesamiento de un párrafo, debe haber una relación semántica alta entre el párrafo y el tema de búsqueda para tomar una decisión. Sin embargo, después de que más palabras son procesadas, esa relación semántica puede ser menor para decidir abandonar el párrafo.

La frontera es principalmente lineal y puede ser aproximada por la siguiente ecuación en el espacio $Cos \times Rank$:

$$Cos_0 = -0.0473 \times Rank + 0.9849.$$

Esta ecuación es incluida en el programa computacional. El programa calcula constantemente el valor de *Cos* mientras se mueve hacia adelante en el texto, incrementando el valor de *Rank*. Tan pronto como el valor actual de *Cos* es mayor a Cos_0 , la decisión es detener la lectura del párrafo.

Para probar el modelo, este fue ejecutado en la tercera parte restante de los datos. Por cada fijación en este conjunto de prueba, el modelo decide abandonar o no el párrafo. Si el modelo no abandona el párrafo al mismo tiempo que el participante detiene la lectura, la simulación continúa con el siguiente valor de *Rank* y con el mismo valor de *Cos* y así hasta que se presenta la decisión de detener la lectura.

La diferencia promedio entre los valores de *rank* en que el modelo y el participante detuvieron su lectura fue de 4.2 ($\sigma=$)0.5. Para evaluar dicho resultado, fue construido un modelo aleatorio que detenía la lectura después de cada fijación con una probabilidad p . La menor diferencia promedio entre los valores de *Rank* de los participantes y el modelo fue de 9.9 ($\sigma=$)0.9 y se obtuvo para $p = 0.22$. Nuestro modelo presenta mejor rendimiento que el mejor modelo aleatorio.

4.5 Conclusiones

Presentamos un modelo matemático binario que predice la secuencia de palabras que serían fijadas antes de que un párrafo sea abandonado con la tarea de decidir si está o no relacionado a un tema dado. A pesar de las debilidades del LSA, el rendimiento del modelo es aceptable, pero es necesario hacer un estudio con más detalle a fin de determinar el impacto que tiene esto en nuestro trabajo de modelización.

En nuestro modelo, dos variables entran en juego: el rango de la fijación *Rank* y la similitud semántica *Cos* entre el párrafo y el tema de búsqueda. Proponemos un modelo lineal simple que buscará ser mejorado en un futuro próximo al tratar de considerar un procesamiento de los párrafos no lineal usando modelos ya existentes para simular el movimiento de los ojos. Considerar también páginas de estímulo más realistas también es un reto a considerar.

4.6 Agradecimientos

Se agradece al Programa de Mejoramiento del Profesorado (PROMEP) por el apoyo financiero recibido para el proyecto Modelización Cognitiva Computacional de Baja Complejidad para la Búsqueda de Información en Español basado en el Comportamiento Ocular de los Usuarios (2015) con oficio ID DSA/103.5/15/7004, bajo el cual fue desarrollado el presente trabajo.

El inicio de este trabajo fue también parte del proyecto de investigación ANR Gaze-EEG, "Procesamiento conjunto de señales EEG y datos de movimientos oculares para el análisis y modelización de la actividad neuronal" (2009-2013).

Bibliografía

- [1] Brainard, D. H. **The Psychophysics Toolbox**, *Spatial Vision* **10**, 433-436, 1997.
- [2] Brumby, D. P., Howes, A. **Good enough but I'll just check: Web-paged search as attentional refocusing**. In Proc of the 6th ICCM Conference, 46-51, 2004.
- [3] Chanceaux, M., Guérin-Dugué, A., Lemaire, B., Baccino, T. **A model to simulate Web users' eye movements**. In Proc of the 12th INTERACT Conference, LNCS 5726, Berlin: Springer Verlag, 288-300, 2009.
- [4] Farid, M., Grainger, J. **How initial fixation position influences word recognition: A comparison of French and Arabic**. *Brain & Language*, **53**, 351-368, 1996.
- [5] Landauer, T., McNamara, D., Dennis, S., Kintsch, W. **Handbook of Latent Semantic Analysis**. Lawrence Erlbaum Associates, 2007.
- [6] Lee, M.D., Corlett, E.Y. **Sequential sampling models of human text classification**. *Cognitive Science*, *27*(2), 159-193, 2003.
- [7] Lemaire, B., Guérin-Dugué, A., Baccino, T., Chanceaux, M., Pasqualotti, L. **A cognitive computational model of eye movements investigating visual strategies on textual material**. In L. Carlson, C. Hölscher and T. Shipley (Eds.) Proc of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society, 1146-1151, 2011.
- [8] Pirolli, P., & Fu, W. **SNIF-ACT: a model of information foraging on the world wide web**. In P. Brusilovsky, A. Corbett, & F. de Rosis (Eds.), 9th ICUM 45-54, 2003.
- [9] Pollatsek, A., Raney, G. E., LaGasse, L., & Rayner, K. **The use of information below fixation in reading and in visual search**. *Can J Psychol* **47**, 179-200, 1993.
- [10] Rayner, K. **Eye movements in reading and information processing: 20 years of research**. *Psychological Bulletin* *124*(3), 372-422, 1998.