

Detección de Rasgos en la Identificación de Letras Utilizando Bubbles

Christian Cossio Mercado, Mailén Gómez Mayol, and Miguel Martínez Soler

Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, UBA
Buenos Aires, Argentina

{cgccossio, mailen.gomezmayol, miguelmsoler}@gmail.com

Resumen El reconocimiento de letras...

Keywords: Identificación de Letras, Detección de rasgos, Bubbles

1. Introducción

...

1.1. Objetivo

Reconocer rasgos utilizados por una persona para reconocer letras, presentadas utilizando diferentes tipografías.

1.2. Revisión Bibliográfica

...

2. Hipótesis

A partir de la definición particular del experimento de este trabajo, así como por lo registrado en trabajos anteriores relacionados con el reconocimiento de letras, se definió el siguiente conjunto de hipótesis a verificar:

1. El conjunto de rasgos detectados no es idiosincrático al grupo de individuos participantes en el experimento (i.e., se trata de una forma de identificación del ser humano en general).
 - Hipótesis nula (H_0): El conjunto de rasgos detectados es propio de cada grupo de individuos analizado.
 - Refutación (Ref): Fuera del alcance de este experimento. Sólo se realizará el análisis de comparación de los rasgos obtenidos en [4].
2. El uso de tipografías ampliamente conocidas (por ej., la de Coca-Cola) facilita el reconocimiento de las letras.
 - Hipótesis nula (H_0): El uso de tipografías conocidas no mejora la performance en comparación con otras letras de la misma complejidad.
 - Refutación (Ref): En comparación con las otras dos tipografías, la tasa de aciertos de una letra debería comportarse linealmente con respecto a su complejidad.
3. Aún en casos en los que el sujeto no cree haber visto — o ni siquiera conoce — alguna tipografía famosa, el porcentaje de aciertos mejora significativamente.
 - H_0 : No hay variaciones en la performance para letras vistas durante el experimento, ni para aquellas definidas como conocidas.
 - Ref:

4. A mayor complejidad de las letras, menor eficiencia en el reconocimiento [14]
 - H0: No habrá variación en la eficiencia entre aquellas letras de mayor y menor complejidad.
 - Ref: Existe una variación significativa de la eficiencia entre letras de alta y baja complejidad.
5. Los rasgos de una letra (e.g., 'b') varían de acuerdo a la tipografía que se esté utilizando [14].
 - H0: No hay variaciones en los rasgos detectados para una misma letra, inclusive con diferentes tipografías.
 - Ref: Las zonas relevantes (rasgos) de una letra se ven afectadas por las características de la tipografía en cuestión.
6. Habrá una variación en los rasgos de la letra 'n' con relación a la incorporación de la letra 'ñ' en todas las tipografías (cf. [4]).
 - H0: No habrá cambios en los rasgos de la letra 'n' por la incorporación de la 'ñ'
 - Ref: La incorporación de la 'ñ' agrega rasgos a la n para permitir su identificación.
7. Un observador ideal utilizará rasgos distintos a los que utiliza un ser humano para la identificación de las letras [14].
 - H0: Los rasgos utilizados por un observador ideal son los mismo que los que resultan del análisis de un ser humano.
 - Ref: Hay variaciones significativas entre los rasgos utilizados por un observador ideal y los sujetos del experimento.

3. Diseño del Experimento

3.1. Participantes

Del experimento participaron 6 personas, de entre 20 y 33 años, con visión normal o corregida.

3.2. Estímulos presentados'

Letras del alfabeto español, en mayúscula y minúscula (incluyendo ñ). Tres tipografías: Arial, Kunstler y otra de letras reconocidas (denominadas Famosas).

Se generó 16 bloques de 100 estímulos cada una, donde se presentó mitad de los estímulos en mayúsculas y luego la otra mitad en minúscula.

A cada estímulo se le aplicó un filtrado por bandas de frecuencia, de manera de mostrar información de 32 a 16 ciclos/letra,



Figura 1. Conjunto completo de letras utilizadas en el experimento

3.3. Procedimiento

4. Resultados

...

4.1. Mediciones realizadas

...

- Porcentaje de aciertos promedio por estímulo
- Porcentaje de aciertos y tiempo promedio de respuesta en función de la complejidad
-

5. Discusión

...

6. Conclusiones

...

Referencias

1. Attneave, F. & Arnoult, M.: The quantitative study of shape and pattern perception (1956)
2. Chauvin, A., Worsley, K.J., Schyns, P., Arguin, M. & Gosselin, F.: Accurate statistical tests for smooth classification images (2005)
3. Farell, B. & Pelli, D.: Psychophysical methods, or how to measure a threshold and why (1999)
4. Fiset, D. & Blais, C., Éthier-Majcher, C., Arguin, M., Bub, D., Gosselin, F.: Features for Identification of Uppercase and Lowercase Letters (2008)
5. Fiset, D. et al: The spatio-temporal dynamics of visual letter recognition (2009)
6. Gosselin, F. & Schyns, P.: Bubbles. a technique to reveal the use of information in recognition tasks (2001)
7. Gosselin, F. & Schyns, P.: A User's Guide to Bubbles (2003)
8. Grainger et al: Letter Perception. from pixels to pandemonium (2008)
9. Oruc, I. & Landy, M.: Scale dependence and channel switching in letter identification (2009)
10. Pelli, D. & Farell, B.: Psychophysical Methods (2010)
11. Pelli, D.: How We See Letters. Implications for Making Better Displays (2001)
12. Pelli, D.: The remarkable inefficiency of word recognition (2003)
13. Pelli, D. et al: Grouping in Object Recognition. The role of a Gestalt law in letter identification (2009)
14. Pelli, D., Burns, C.W., Farell, B. & Moore-Page, D.C.: Feature detection and letter identification (2006)
15. Petit, J.P. & Grainger. J.: Masked partial priming of letter perception (2002)
16. Petit, J.P. et al: On the time course of letter perception. A masked priming ERP investigation (2006)
17. Solomon, J. & Pelli, D.: The Visual Filter Mediating Letter Identification (1994)