Artículo
Revista digital Matemática, Educación e Internet (www.cidse.itcr.ac.cr/revistamate/). Vol. 11, Nº 1. Agosto – Diciembre 2010.

Elementos de Infografía para la Enseñanza Matemática

Ph.D.Franklin Hernández Castro
franhernandez@itcr.ac.cr
Escuela de Ingeniería en Diseño Industrial
Instituto Tecnológico de Costa Rica

Resumen

El presente artículo explica como ciertos conceptos de diseño de información influyen en la carga cognitiva necesaria para entender conceptos en matemática. Pretende ofrecer algunos consejos prácticos para mejorar la representación de estos conceptos.

Palabras clave: Carga cognitiva, leyes de percepción gestalt, ley de proximidad, ley de semejanza, jerarquía de percepción, infografía.

Abstract

This article explains how some information design concepts influence the cognitive load needed to understand concepts in mathematics. It pretends to provide some practical advises to improve the representation of these concepts.

KeyWords: Cognitive Load, gestalt principles of perception, Proximity Principle, Similarity Principle, reading hierarchy.

1.1 Introducción.

Mientras estudiaba mi maestría en ciencias de la computación tuve que leer muchos artículos con alto contenido matemático y en mi trabajo como investigador en el Tecnológico de Costa Rica lo sigo haciendo a menudo.

En esta práctica, me he encontrado con que la dificultad de entender los conceptos, a menudo no depende de los conceptos mismos sino del modo cómo se describen. Como diseñador de información considero que algunos principios básicos de infografía podrían ayudar en algo a este problema, este artículo resume algunos de ellos.

1.2 Conceptos básicos

1.2.1 Objetivo de la comunicación.

Parece un poco redundante pero el objetivo de la comunicación es eso, "comunicar" un concepto específico. En términos de un artículo o libro de matemática el objetivo no cambia, es decir, se desea que una población específica (estudiantes de un cierto curso por ejemplo) entienda un concepto nuevo para ellos. Cualquier otro objetivo sería secundario y con toda seguridad el objetivo no es hacer sufrir a los lectores antes de entender el concepto, sin embargo, en mi experiencia el proceso de leer un artículo especializado es mucho más traumático que el esfuerzo necesario para entender el concepto explicado.

Esto se debe, principalmente, a que la carga cognitiva de los textos es muy alta, lo que se podría mejorar sensiblemente con algunas consideraciones muy básicas.

1.2.2 Carga cognitiva

La carga cognitiva está conformada por las demandas que se imponen a la memoria de trabajo durante una observación o aprendizaje. Según algunos autores [PRS03] [S07] hay tres tipos de carga cognitiva: la intrínseca, la extrínseca y la relevante, para los fines de este artículo definamos las dos primeras.

Carga intrínseca: Está determinada "por la naturaleza del material y la experticia del aprendiz" [B06] y depende principalmente del concepto mismo que se desea comunicar. Dentro de esta dificultad del concepto, la cantidad de carga cognitiva intrínseca (CCI)[1]está determinada por el número de elementos que deban ser procesados de manera simultánea en la memoria temporal, el nivel de interacción entre ellos y los conceptos relacionados que ya posee el lector ([2]).

Carga extrínseca: La carga cognitiva extrínseca (CCE) "está asociada con procesos que no tienen relación directa con el aprendizaje" ([2]) del concepto mismo sino más bien con la lectura del material. Este tipo de carga puede ser generada por el medio que se esté usando para exponer el concepto ([8]).

En nuestro caso nos ocupa principalmente este segundo tipo de carga cognitiva pues es el que podemos tratar de reducir. Es decir, los conceptos matemáticos tienen por si mismos, una alta carga intrínseca, sin embargo, mi tesis es que la carga extrínseca al presentarlos juega también un rol importante en la dificultad para entender el material.

Si el concepto es difícil no podemos hacer mucho al respecto pero si la presentación es confusa seguro que sí podemos hacer algo a ese respecto. Dicho en otras palabras, el material debe ser preparado para el "consumo humano" lo que llamo "material potable". Veamos un ejemplo.

[1]A partir de aquí me referiré a cognitiva extrínseca como (CCE) y a carga cognitiva intrínseca como (CCI)

La siguiente expresión representa una relación jerárquica inequívoca:

a(bc(e)d(fg))

sin embargo, no es muy potable o apta para el consumo humano. La siguiente figura representa la misma información jerárquica:

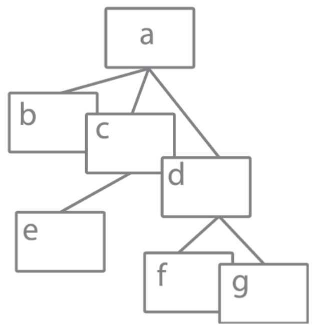

Figura 1.1 Representación analógica de las relaciones jerárquicas de a(bc(e)d(fg))

Solo que esta vez es muy fácil de entender, es decir, su carga CCE es mucho más baja, no obstante, nótese que la CCI es la misma pues se trata de la misma información jerárquica. Es esto sobre lo que estamos hablando, un mismo concepto se puede explicar de un modo distinto y podría facilitar en mucho su comprensión.

Este ejemplo me permite agregar un elemento más a nuestra discusión, el hecho de que la cantidad de la CCE no depende de la simplicidad de su representación. Ya sé que suena contradictorio con lo que he dicho pero veamos un ejemplo: la lista “a(bc(e)d(fg))” es mucho más fácil de escribir que el dibujo del árbol que tiene sobrexposiciones, proporciones, líneas inclinadas y demás, sin embargo, esta última representación es más fácil de entender para los cerebros humanos.

Si por ejemplo, pensáramos en un sistema de inteligencia artificial que tome imágenes como el árbol y las interprete entendiendo sus relaciones jerárquicas sería una tarea algo compleja, en cambio, la representación de lista anterior sería fácilmente interpretable casi por cualquier lenguaje de programación.

En otras palabras, el secreto está en que una información debe estar representada en un modo acorde con el modo en que los seres humanos percibimos el mundo. Lo que no necesariamente significa el modo mas simple o inequívoco de representarla sino el más apto para el cerebro humano y sus condiciones de percepción. Lo que me lleva al siguiente concepto: las leyes de percepción Gestalt.

1.3 Estudio de casos

1.3.1 Leyes de percepción Gestalt

Las leyes Gestalt son un conjunto de leyes de percepción definidas a principios del siglo XX por psicólogos alemanes [2] ([1], [6]). Estas tratan de explicar cómo el cerebro humano percibe e interpreta el mundo y forman parte del conglomerado básico de la teoría del diseño.

El conjunto de leyes completas es mucho más numeroso pero para nuestros efectos nos concentraremos en solo dos de ellas, que tienen estrecha relación con nuestro tema.

Ley de la proximidad: El principio de proximidad dicta que los objetos más cercanos (en tiempo o espacio) se perciben como grupo, es decir, existe un sentido de pertenencia en la proximidad de los objetos percibidos ([5]). En el ejemplo (abajo), a la izquierda (2.1) se muestra una serie de números que no ostentan ninguna pertenencia clara, en el centro (2.2) se presenta la misma serie de números, sin embargo, la pertenencia en columnas es más que obvia y a la derecha (2.3) la pertenencia en líneas también.

1.2	3.5	7.4	5.3	9.5
3.3	2.5	3.5	6.1	9.6
4.3	3.5	6.1	8.3	6.9
6.2	5.4	6.5	3.2	2.2
5.5	3.9	1.8	8.8	6.5

(2.1)

1.2	3.5	7.4	5.3	9.5
3.3	2.5	3.5	6.1	9.6
4.3	3.5	6.1	8.3	6.9
6.2	5.4	6.5	3.2	2.2
5.5	3.9	1.8	8.8	6.5

(2.2)

1.2	3.5	7.4	5.3	9.5
3.3	2.5	3.5	6.1	9.6
4.3	3.5	6.1	8.3	6.9
6.2	5.4	6.5	3.2	2.2
5.5	3.9	1.8	8.8	6.5

(2.3)

Figura 1.2 Representación de diferentes relaciones de pertenencia de los mismos datos variando solo la proximidad espacial

Ahora veamos algunos ejemplo que encontré [3] donde no queda claro la pertenencia en conceptos matemáticos:

$$h_i^{n+1} = \frac{\pi_i^n P(x_j^{n+1}/\theta_i^n)}{\sum_{l=1}^{K} \pi_l^n P(x_j^{n+1}/\theta_l^n)}$$

$$\pi_i^{n+1} = \pi_i^n + \frac{h_i^{n+1} - \pi_i^n}{n}$$

$$\mu_i^{n+1} = \mu_i^n + \frac{h_i^{n+1}}{n\sum_{j=1}^{K} h_i^{n+1}}(x_j^{n+1} - \mu_i^n)$$

$$\sigma_i^{2(n+1)} = \sigma_i^{2(n)} + \frac{h_i^{n+1}}{n\sum_{j=1}^{K} h_i^{n+1}}\left((x_j^{n+1} - \mu_i^n)^2 - \sigma_i^{2(n)}\right)$$

Figura 1.3 Ejemplo encontrado que demuestra algunos problemas de pertenencia por proximidad

[2]Un resumen de estas está [3] y [5]

[3]Los ejemplos vienen de artículos que he leído en temas de matemática, son una colección al azar.

En este ejemplo, la falta de claridad en la pertenencia por proximidad gestalt aumenta considerablemente la carga cognitiva. Quizás no sea así para un lector experto pero sí para uno principiante. Este fenómeno es uno de los más comunes y difíciles de eliminar, el autor de un artículo generalmente es un experto en el tema y por esta condición obvia muchas consideraciones que al lector (generalmente principiante) le hacen falta.

Veamos un análisis más detallado. Concentrémonos en algunas áreas teniendo en cuenta la ley de la proximidad gestalt.

$$h_i^{n+1} = \frac{\pi_i^n P(x_j^{n+1}/\theta_i^n)}{\sum_{l=1}^{K} \pi_l^n P(x_j^{n+1}/\theta_l^n)}$$

$$\pi_i^{n+1} = \pi_i^n + \frac{h_i^{n+1} - \pi_i^n}{n}$$

$$\mu_i^{n+1} = \mu_i^n + \frac{h_i^{n+1}}{n\sum_{j=1}^{K} h_i^{n+1}}(x_j^{n+1} - \mu_i^n)$$

$$\sigma_i^{2(n+1)} = \sigma_i^{2(n)} + \frac{h_i^{n+1}}{n\sum_{j=1}^{K} h_i^{n+1}}\left((x_j^{n+1} - \mu_i^n)^2 - \sigma_i^{2(n)}\right)$$

zonas confusas entre renglones

zonas confusas entre columnas

Figura 1.4 Análisis de la figura anterior evidenciando algunos de las ambigüedades de pertenencia.

Para bajar CCE en este ejemplo, basta con aumentar el espacio entre líneas horizontales y tendríamos una considerable disminución de la carga cognitiva, veamos:

$$h_i^{n+1} = \frac{\pi_i^n P(x_j^{n+1}/\theta_i^n)}{\sum_{l=1}^{K} \pi_l^n P(x_j^{n+1}/\theta_l^n)}$$

$$\pi_i^{n+1} = \pi_i^n + \frac{h_i^{n+1} - \pi_i^n}{n}$$

$$\mu_i^{n+1} = \mu_i^n + \frac{h_i^{n+1}}{n\sum_{j=1}^{K} h_i^{n+1}}(x_j^{n+1} - \mu_i^n)$$

$$\sigma_i^{2(n+1)} = \sigma_i^{2(n)} + \frac{h_i^{n+1}}{n\sum_{j=1}^{K} h_i^{n+1}}\left((x_j^{n+1} - \mu_i^n)^2 - \sigma_i^{2(n)}\right)$$

Figura 1.5 Figura representando la fórmula anterior con una simple mejora de pertenencia horizontal.

Ahora concentrémonos en una expresión cualquiera (que bien podría ser parte de la misma expresión anterior) para detallar un poco más en las relaciones de pertenencia por proximidad:

$$(x \quad -\mu_i^n\ )^2$$

$$(x- \quad \mu_i^n)^2$$

$$(\ x\ -\ \mu_i^n\ )^2$$

Figura 1.6 Fórmulas matemáticamente equivalentes pero perceptualmente diferentes.

Las tres expresiones anteriores son equivalentes matemáticamente, sin embargo, para un lector que se enfrenta infrecuentemente a esta gramática hay diferencias significativas. La pertenencia entre los elementos varía entre una y otra expresión. La interpretación de ¿cuáles son los elementos individuales? y ¿cómo se relacionan entre sí?, varía entre una u otra representación. Esta situación aumenta el tiempo y esfuerzo que el lector tiene que invertir para entender la expresión.

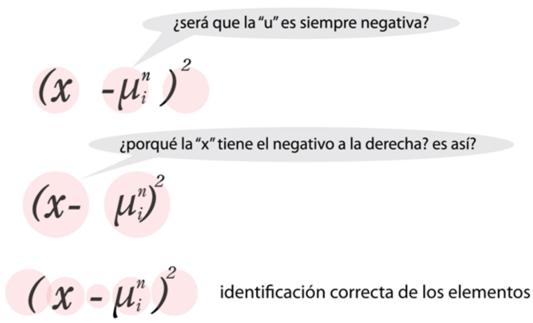

Figura 1.7 Ejemplo mostrando las unidades perceptuales de la figura anterior de acuerdo a la ley de proximidad.

Mientras el lector experto no ve diferencia, el lector principiante se debate entre uno u otra interpretación de la expresión perdiendo tiempo y esfuerzo valioso en forma innecesaria.

No discuto la equivalencia matemática de cada una de las tres expresiones, pero considero que la carga cognitiva de identificar los operandos en cada una es variable, especialmente para los estudiantes, es decir, los lectores no expertos. Puede que de momento no parezca mucho pero si tiene que enfrentarte a estos problemas en cada línea, la carga cognitiva global de leer un artículo puede incrementarse en un porcentaje significativo.

Ley de la semejanza: El principio de semejanza dicta que los objetos que poseen características similares de forma, color, luminosidad o tamaño aparentan pertenencia. En el ejemplo abajo, la serie de números aparenta estar dividida en dos grupos: los claros y los oscuros.

Figura 1.8 Ejemplo de datos mostrando pertenencia por semejanza.

Proximidad versus semejanza. Las leyes gestalt pueden reafirmarse o balancearse si se combinan. En el siguiente ejemplo se tiene una combinación de la ley de semejanza versus la ley de proximidad. Como se ve en el primer esquema (9.1) los cuadrados tiene una relación hacia las líneas (horizontales) más que a las columnas (verticales), en el segundo esquema (9.2) esta relación se reafirma con color (ley de semejanza), sin embargo, en el tercer esquema (9.3) a pesar de que la relación de proximidad no ha cambiado las columnas operan con más fuerza que las líneas, es decir la similaridad actúa por encima de la proximidad.

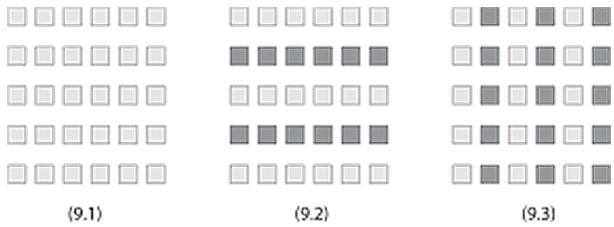

Figura 1.9 Ejemplo mostrando la relación entre la pertenencia por semejanza y por proximidad.

Estos mismos fenómenos operan cuando leemos fórmulas o expresiones matemáticas y afectan nuestra percepción de las relaciones de pertenencia entre los elementos. Estas pertenencias son las que definen nuestra interpretación de las "clases" o "tipos" de elementos que se encuentran en las expresiones. Veamos un ejemplo construido para esta explicación:

$$\frac{h_i^{n+1}}{n\sum\limits_{j=1}^{k} h_j^{n+1}}\,(x-\mu_i^n)^2$$

Figura 1.10 Expresión básica mostrando poca diferenciación entre elementos.

En la expresión anterior hay al menos tres tipos de elementos que se deben distinguir claramente para entender la relación matemáticas: los índices, los operandos y las estructuras.

A pesar de que los índices y potencias son más pequeñas que los operandos, la diferencia no es lo suficientemente obvia para ser perceptivamente inequívoca (error que se observa a menudo en artículos técnicos). Para mejorar está percepción basta con un simple aumento de esta diferencia de tamaño lo que disminuye radicalmente la CCE.

$$\frac{\boldsymbol{h}_i^{n+1}}{\boldsymbol{n}\sum\limits_{j=1}^{k} \boldsymbol{h}_j^{n+1}}\,(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu}_i^n)^2$$

Figura 1.11 Expresión con la relación de tamaños mejorada afirmando las pertenencias correctas.

Si el lector encuentra esta representación más agradable no se extrañen, es un hecho comprobado[4] que una representación que funciona mejor es también percibida como más bella.

Llevando el concepto al extremo y permitiéndome una licencia que sé que es poco práctica, veamos un ejemplo aun más codificado.

$$\frac{h_i^{n+1}}{n\sum_{j=1}^{k} h_j^{n+1}}\left(x-\mu_i^{n}\right)^2$$

Figura 1.12 Expresión usando codificación cromática para aclarar no solo la pertenencia por semejanza sino la jerarquía entre elementos.

En este caso usamos lo que llamamos un código cromático, que permite al lector tener una clara distinción de los tipos de elementos sin ni siquiera pensar en ello. Este es el objetivo final de esta sintonización en la representación, hacerla tan intuitiva que se dé por entendida sin pensar en ella de modo consciente.

Por supuesto que sé que no es posible hacer esto siempre, sin embargo, una definición clara de las clases de elementos siempre mejorará la usabilidad, como en el ejemplo anterior.

1.4 Jerarquía (si todo es importante, nada es importante)

La figura 12 nos introduce en el siguiente tema: la jerarquía de lectura. Este concepto se refiere al orden en que leemos los elementos en una figura. La claridad de este orden es la responsable de mucha de la carga cognitiva extrínseca CCE y es a menudo ignorada por los autores. Veamos un ejemplo.

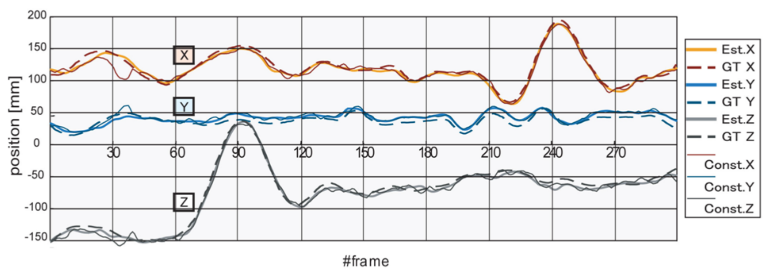

Figura 1.13 Gráfico mostrando problemas de jerarquía.

En el gráfico anterior (tomado de un artículo cualquiera) hay un claro problema de jerarquía. En el gráfico no hay nada que sobresalga y por lo tanto la atención debe recorrer todos los datos sin ser

[4]El principio de "Mínima Energía", como el "Paradigma de la tranquilidad" son conceptos ampliamente aceptados en Teoría de la Percepción, una explicación clásica de estos se puede encontrar en [4]

guiada, es decir el lector debe "descubrir" qué es importante y qué no. Esto por supuesto, aumenta la CCE.

Veamos ahora un gráfico con la misma información pero jerarquizada cuidadosamente.

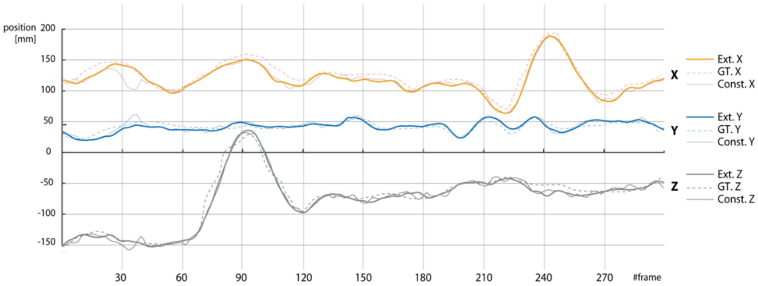

Figura 1.14 Gráfico mejorado de la figura 13.

En este nuevo gráfico lo primero que se nota son las tres líneas que son la razón de ser del mismo. Las escalas se usan poco y son información de referencia, por eso se hicieron mucho menos prominentes y sus líneas guías son eso exactamente, guías y no información, por lo que pasaron claramente al "fondo" o último nivel de jerarquía. Es importante también notar la información de referencia, en este caso, usando la ley de proximidad se ubicó cada leyenda cerca de la línea a que pertenece con lo que la carga cognitiva de saber qué significa cada línea se reduce en buena medida. Leer este nuevo gráfico es mucho más descansado y agradable que el original, mucho de esta sensación de belleza viene de la facilidad de uso del mismo, es decir; lo fácil de usar, generalmente, es placentero.

Veamos otro ejemplo, el texto a continuación es un típico ejemplo de cómo se puede encontrar la información en textos técnicos:

$\Gamma = \{(x(u), y(u)) \mid u \in [0,1]\}$, (2)

where u is the normalized arc length parameter. Then the curvature function $\kappa(u)$ of Γ can be expressed as follows:

$$\kappa(u) = \frac{\dot{x}(u)\ddot{y}(u) - \ddot{x}(u)\dot{y}(u)}{((\dot{x}(u))^2 + (\dot{y}(u))^2)^{3/2}}, \qquad (3)$$

where

$$\dot{x}(u) = \frac{dx}{du}, \ddot{x}(u) = \frac{d^2x}{du^2},$$

$$\dot{y}(u) = \frac{dy}{du}, \text{and } \ddot{y}(u) = \frac{d^2y}{du^2}.$$

An evolved version of the curve is defined by

$\Gamma_\sigma = \{(X(u,\sigma), Y(u,\sigma)) \mid u \in [0,1]\}$, (4)

where $X(u,\sigma)$ and $Y(u,\sigma)$ are defined as

$X(u,\sigma) = x(u) * g(u,\sigma)$

and

$Y(u,\sigma) = y(u) * g(u,\sigma)$,

respectively, and $g(u,\sigma)$ denotes a one dimensional Gaussian kernel defined by

$$g(u,\sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{-u^2}{2\sigma^2}\right). \qquad (5)$$

Functions $X(u,\sigma)$ and $Y(u,\sigma)$ are given explicitly by

$$X(u,\sigma) = \int_{-\infty}^{\infty} x(v) \cdot \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \cdot \exp\left(\frac{-(u-v)^2}{2\sigma^2}\right) dv$$

and

$$Y(u,\sigma) = \int_{-\infty}^{\infty} y(v) \cdot \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \cdot \exp\left(\frac{-(u-v)^2}{2\sigma^2}\right) dv,$$

respectively.

The curvature of Γ_σ can be computed as follows.

$$\kappa(u,\sigma) = \frac{X_u(u,\sigma)Y_{uu}(u,\sigma) - X_{uu}(u,\sigma)Y_u(u,\sigma)}{(X_u(u,\sigma)^2 + Y_u(u,\sigma)^2)^{3/2}}, \qquad (6)$$

where

$X_u(u,\sigma) = x(u) * \dot{g}(u,\sigma)$,

$X_{uu}(u,\sigma) = x(u) * \ddot{g}(u,\sigma)$,

$Y_u(u,\sigma) = y(u) * \dot{g}(u,\sigma)$,

and

$Y_{uu}(u,\sigma) = y(u) * \ddot{g}(u,\sigma)$,

where * means the convolution operation,

$$\dot{g}(u,\sigma) = \frac{\partial}{\partial u} g(u,\sigma)$$

and

$$\ddot{g}(u,\sigma) = \frac{\partial^2}{\partial u^2} g(u,\sigma).$$

The function defined implicitly by

$\kappa(u,\sigma) = 0$ (7)

Figura 1.15 Ejemplo de una sección de un artículo sin ninguna jerarquía

En este caso la ausencia de jerarquía de lectura aumenta considerablemente la CCE, tanto que es difícil separar visualmente los elementos individuales.

1.4.1 Tipografía

Habría mucho que decir sobre tipografía, sin embargo, nos concentraremos en algunos aspectos que he notado como los errores más comunes. El consejo más obvio, pero a menudo ignorado, es usar diferentes tipografías para diferentes clases de elementos en los textos o expresiones. Por ejemplo la “designación de expresiones” en los textos matemáticos a menudo se acercan demasiado a la expresión y como se usan en la misma tipografía, tanto por proximidad como por semejanza definen una pertenencia equivocada. Veamos:

¿será que "m·t" hay que multiplicarlo por 6?
¿por qué está entre paréntesis?

$$y = y_0 + m \cdot t \quad (6)$$

Figura 1.16 Expresión confusa en su designación

en una expresión como la anterior, el elemento "(6)" se refiere a la designación de la expresión como la expresión número 6, sin embargo, tanto por proximidad como por semejanza la lectura de que se podría tratar de un factor de multiplicación es también posible. Lo mejor en este caso sería cambiar por completo la tipografía y alejar la designación del resto de la expresión. Veamos:

$$❻ \qquad y = y_0 + m \cdot t$$

Figura 1.17 Expresión mejorada mostrando su designación en forma inequívoca

Puede, una vez más, que sea fácil descifrar que el "(6)" es la designación, sin embargo, la carga cognitiva de la expresión anterior es definitivamente menor.

Otro de los problemas típicos en textos matemáticos es el uso de una tipografía en la que sea difícil de diferenciar entre 1, l y L. Veamos algunos ejemplos:

Tipografía	ejemplos		
Mistral	1	L	l
Arno Pro	1	L	l
Big Caslon	1	L	l
Bookman Old	1	L	l
Courier	1	L	l

Tipografía	ejemplos		
Garamond	1	L	l
Gill Sans	1	L	l
Minion	1	L	l
Modern	1	L	l
Palatino	1	L	l

Figura 1.18 Colección de casos donde puede haber confusión entre el carácter 1, l y L

De este modo, por ejemplo, una expresión del tipo (1+ l) en Palatino (una tipografía muy común), resultaría en:

¿será 1+1 o sea 2?

1+l

Figura 1.19

lo que definitivamente es confuso.

Un caso similar es el uso de la misma tipografía para referirse a alguna variable dentro del texto, lo que genera una confusión entre el nombre de la variable (especialmente "y") y las letras del texto. Si por ejemplo, es necesario escribir algo como:

"las coordenadas x,y y z aumentan proporcionalmente"

hay una clara confusión entre la "y" de la coordenada y la conjunción "y".

La solución al problema puede ser de dos tipos:

1. Usar las comillas:

   " las coordenadas "x", "y" y "z" aumentan proporcionalmente"

   lo que aun tiene una CCE alta.

2. o cambiar la tipografía por una claramente distinta

   " las coordenadas x, y y z aumentan proporcionalmente"

   sin embargo, sería mejor aun usar algo de color para hacer la diferencia más obvia:

   "las coordenadas x, y y z aumentan proporcionalmente"

1.4.2 Consistencia estructural

El último aspecto que se desea comentar es la consistencia estructural. Este aspecto se refiere a mantener una estructura muy clara, fácil de entender y legible en todos los temas. Simplificaciones o especulaciones sobre partes de la estructura que "se pueden dar por obvias" confundirán a un porcentaje de los lectores, la mayoría de las veces al grupo que más tiene dificultades para entender y por tanto el que más interesa que no se confunda. Veamos un ejemplo:

El hecho de que la velocidad sea constante (50m/s) implica que:

• En 1 segundo la posición aumenta 50m

• En 2 segundos la posición aumenta 100m, es decir, 2·50

• En 0.5 segundos la posición aumenta en 25m, es decir, 0.5·50

• En 0.25 segundos la posición aumenta en 12.5m, es decir, 0.25·50

En el texto anterior, la primera frase

"En 1 segundo la posición aumenta 50 m"

es inconsistente con la segunda

“En 2 segundos la posición aumenta 100 m, es decir, 2· 50 ”

y con el resto de las frases, pues debería ser consistente desde el punto de vista estructural y decir:

”En 1 segundo la posición aumenta 50m , es decir 1· 50”

En este caso se asumió que 1· 50 es, por supuesto, 50 y por lo tanto no era necesario ponerlo, sin embargo, la consistencia es mejor que la economía en estos casos. Este principio se conoce como el principio de redundancia, y es especialmente útil cuando el lector es un aprendiz, caso mayoritario en los textos de un profesor.

Este punto de redundancia es ampliamente usado en usabilidad, como habrán notado tanto en productos de software como en aplicaciones web, a menudo hay varios modos de hacer algo o varios modos para llegar a la misma conclusión. Esta situación se debe al principio de redundancia, en otras palabras, un diseñador de interfaces está interesado en poner muy fácil el camino hacia una acción específica deseada, así que deja varios modos posibles para que el usuario escoja o “encuentre primero”.

En el caso de un autor o profesor el objetivo no es distinto, entre más personas “entiendan” lo que se explica, más éxito se tendrá como autor o profesor, así que mejor reitero mis explicaciones.

1.4.3 Conclusión

Como conclusión podemos esgrimir una idea muy simple: poniendo atención a algunos aspectos básicos acerca de cómo percibimos el mundo los seres humanos podríamos bajar considerablemente la carga cognitiva extrínseca de conceptos matemáticos explicados en artículos y libros.

Adaptando las representaciones a reglas básicas como proximidad, semejanza y jerarquía se logra que la identificación de la estructura de la información sea intuitiva y sin esfuerzo, dejando toda la energía del lector para lo que realmente es el objetivo: entender los conceptos mismos.

Como corolario de esta conclusión tenemos que si no ponemos algo de atención a la mecánica básica de la percepción humana, podríamos estar retrasando el proceso de enseñanza-aprendizaje de la matemática sin necesidad. Es decir, es posible que algo de la dificultad que se le atribuye al aprendizaje de la matemática, ni siquiera tenga que ver con la complejidad propia del tema, si no más bien con el modo en que se expone o presenta el mismo.

En un momento en que la dificultad del aprendizaje de la matemática es un tema de importancia nacional quizás estos conceptos contribuyan en algo.

Bibliografía

[1] Behrens, R. *Design in the visual arts*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, Inc. 1984.

[2] Bustos C. *Desarrollos en Tecnología Educacional y NTIC.* 2006. En http://php.apsique.com/files/desarrollo_educacion_ntic.pdf Consultado el 2 de enero del 2010

[3] Hernández-castro, F. "Psicología de la percepción de la información". Escuela de Ingeniería en Diseño Industrial, Tecnológico de Costa Rica. 2009.

[4] Murphy, P. *By Nature's Design.* Chronicle Books. 1993.

[5] Moore, P. & Fitz, C. "Gestalt theory and instructional design". Journal of Technical Writing and Communication, 23(2), 137-157. 1993.

[6] Mullet, K. & Sano, D. *Designing visual interfaces: Communication oriented techniques*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall. 1995.

[7] Pass, F., Renk., y Seweller, J. *Cognitive load theory and instructional design: Recent developments*. Educational Psychologist. 2003.

[8] Sweller, J. "Keynote address: Cognitive load". Ponencia en el Symposium on Cognitive Load: Theory and Applications. Universidad Fo Guand, Yilan Taiwán. 2007.