

# Procesamiento estadístico aplicado al desarrollo de interfaces cerebro-computadora

Dra. Dania Gutiérrez Ruiz

Cinvestav Unidad Monterrey

V Congreso Nacional de Tecnología Aplicada a las Ciencias de la Salud

INAOE – Jueves 5 de Junio de 2014

# Introducción

## Definición

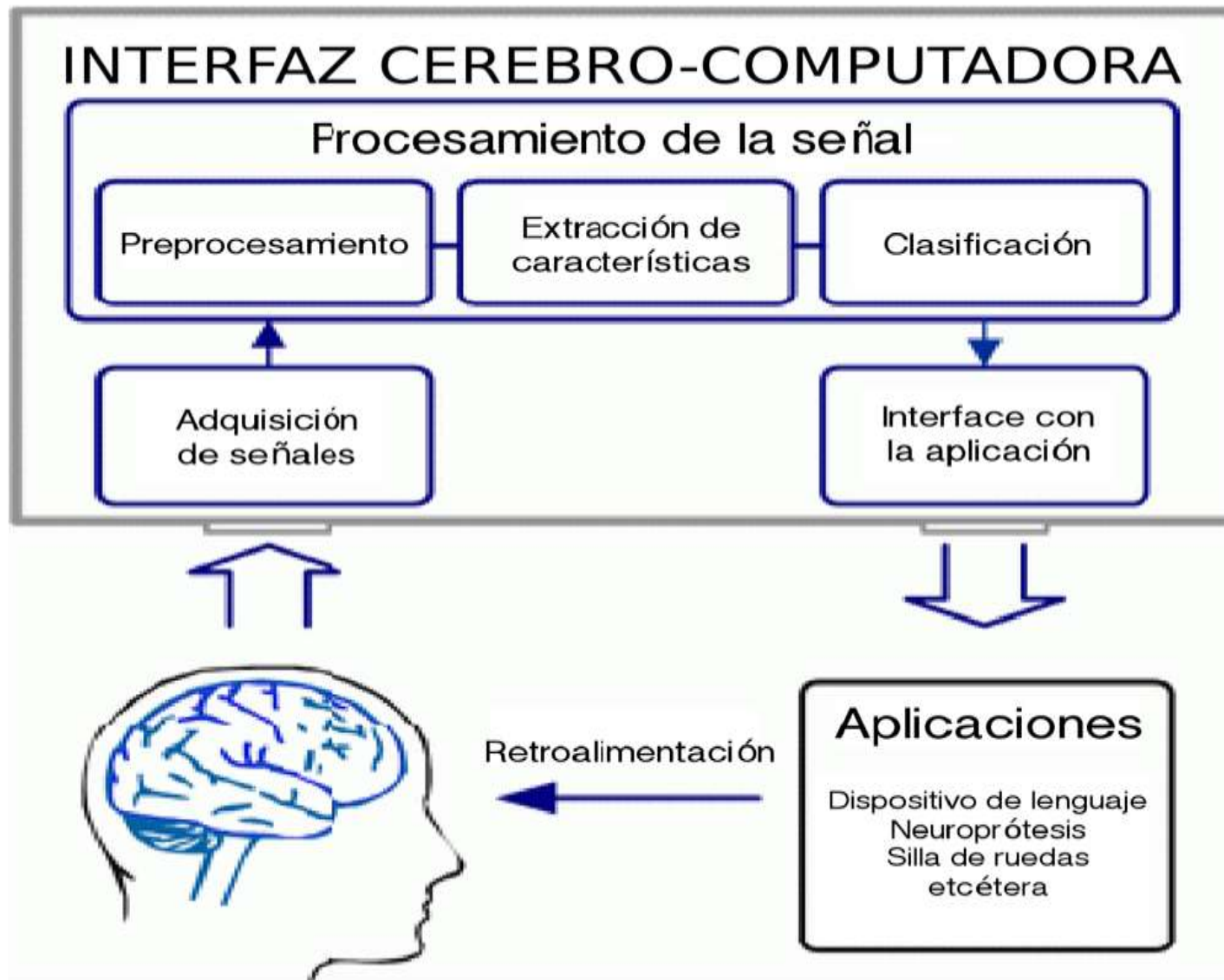
Una interfaz cerebro-computadora (ICC) se define como:

*“un dispositivo de comunicación directa entre el cerebro y u*

\* *Clinical Neurophysiology*, 133 (2002) 767–791.

# Introducción

## Esquema general de una ICC



# Introducción

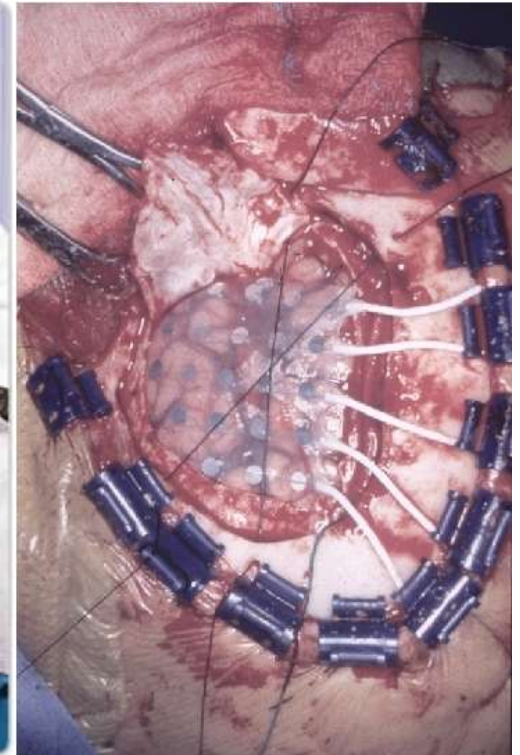
## Medición de la actividad cerebral



Electroencefalografía  
(EEG)



Magnetoencefalografía  
(MEG)



Electrocorticografía  
(ECoG)

# Introducción

## Ejemplo de una ICC basada en EEG



Biomedical Functional Imaging and Neuroengineering Laboratory  
University of Minnesota – Prof. Bin He

# Introducción

## Problemática de las ICC actuales

Los sistemas ICC en la actualidad...

- ...funcionan sólo en condiciones *ad hoc*;
- ...requieren largas jornadas de entrenamiento para su operación;
- ...se basan en sistemas de medición altamente elaborados y poco prácticos (e.g., usan muchos sensores, se basan en sistemas cableados de medición).

# Introducción

## Ciencia ficción en las ICC: la interfaz humano-máquina



# Propuesta de investigación

## Procesamiento de señales médicas en el Cinvestav Monterrey

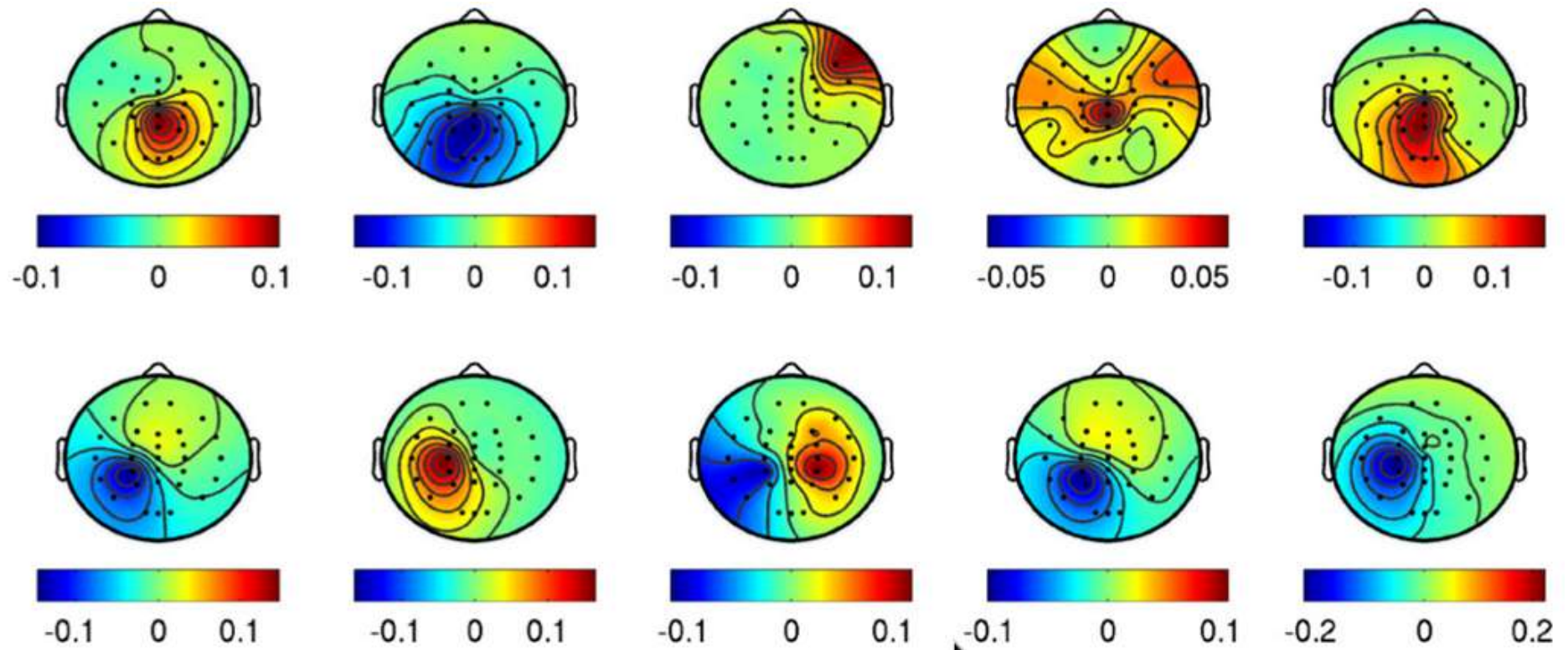
Los trabajos de nuestro grupo de investigación han estado orientados

- en presencia de ruido;
- utilizando un número reducido de sensores;
- requiriendo mínimo entrenamiento para operar la ICC.



# Métodos propuestos

## Filtros espaciales

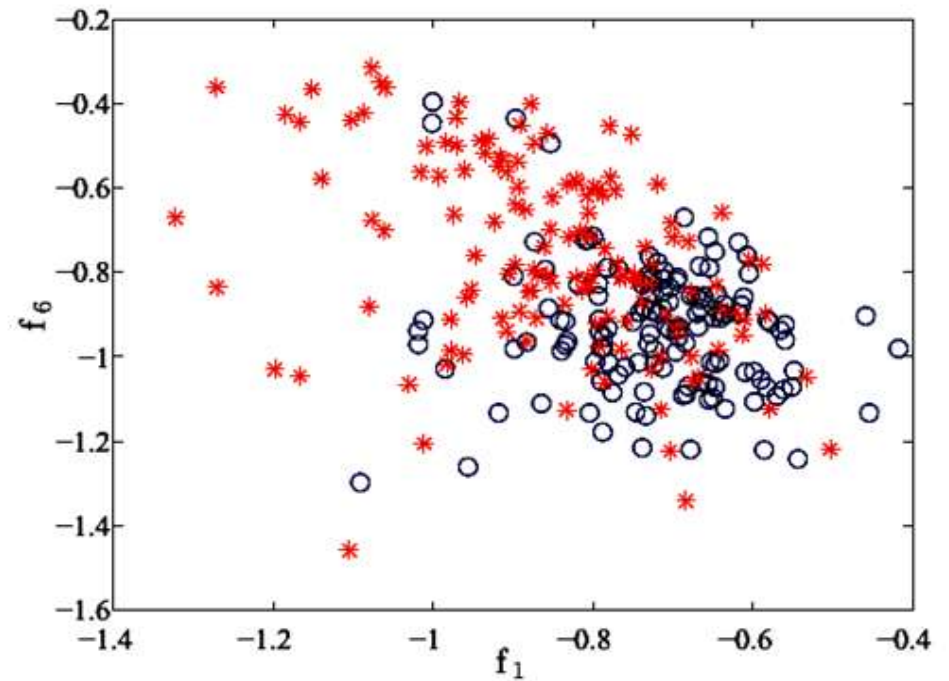
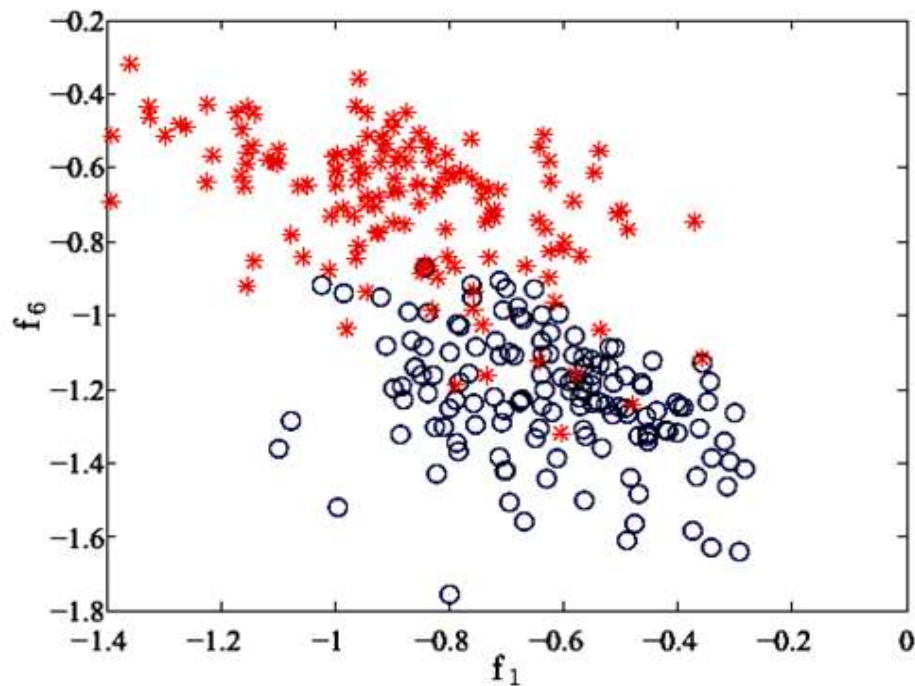


Patrones espaciales comunes para cinco voluntarios imaginando el movimiento de los pies

Tomado de: *Biomedical Signal Processing and Control*, 7 (2012) 622–631.

# Métodos propuestos

## Filtros espaciales



Clasificación de 100 eventos del mejor (izquierda) y peor (derecha) voluntario.

Tomado de: *Biomedical Signal Processing and Control*, 7 (2012) 622–631.

# Métodos propuestos

## Selección óptima de sensores utilizando la coherencia

- La coherencia puede interpretarse como una forma de medir cuan semejantes son dos señales. Esta medición varía entre 0 (las señales son totalmente diferentes) y 1 (las señales son exactamente iguales).
- En señales de EEG, la coherencia puede ser indicativa de interconexión o intercomunicación entre distintas regiones del cerebro.
- Nuestra propuesta es determinar una combinación de tres sensores cuyas señales sean *muy coherentes para una clase* y *significativamente distintas con la coherencia de la otra clase*.

# Métodos propuestos

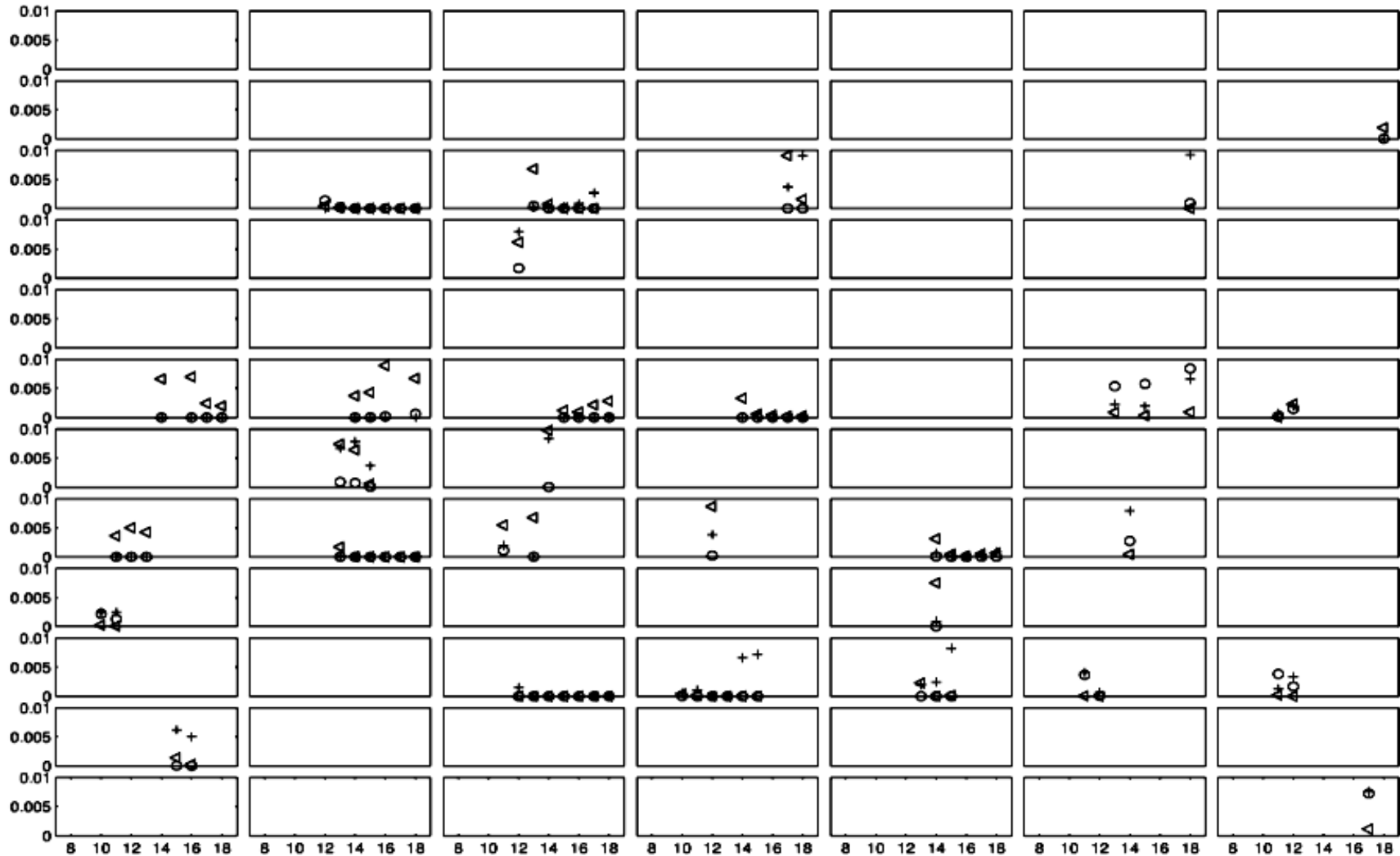
## Selección óptima de sensores utilizando la coherencia

F3 Fz F4	F3 Fz C3	F3 Fz Cz	F3 Fz C4	F3 Fz P3	F3 Fz Oz	F3 Fz P4
F3 F4 C3	F3 F4 Cz	F3 F4 C4	F3 F4 P3	F3 F4 Oz	F3 F4 P4	F3 C3 Cz
F3 C3 C4	F3 C3 P3	F3 C3 Oz	F3 C3 P4	F3 Cz C4	F3 Cz P3	F3 Cz Oz
F3 Cz P4	F3 C4 P3	F3 C4 Oz	F3 C4 P4	F3 P3 Oz	F3 P3 P4	F3 Oz P4
Fz F4 C3	Fz F4 Cz	Fz F4 C4	Fz F4 P3	Fz F4 Oz	Fz F4 P4	Fz C3 Cz
Fz C3 C4	Fz C3 P3	Fz C3 Oz	Fz C3 P4	Fz Cz C4	Fz Cz P3	Fz Cz Oz
Fz Cz P4	Fz C4 P3	Fz C4 Oz	Fz C4 P4	Fz P3 Oz	Fz P3 P4	Fz Oz P4
F4 C3 Cz	F4 C3 C4	F4 C3 P3	F4 C3 Oz	F4 C3 P4	F4 Cz C4	F4 Cz P3
F4 Cz Oz	F4 Cz P4	F4 C4 P3	F4 C4 Oz	F4 C4 P4	F4 P3 Oz	F4 P3 P4
F4 Oz P4	C3 Cz C4	C3 Cz P3	C3 Cz Oz	C3 Cz P4	C3 C4 P3	C3 C4 Oz
C3 C4 P4	C3 P3 Oz	C3 P3 P4	C3 Oz P4	Cz C4 P3	Cz C4 Oz	Cz C4 P4
Cz P3 Oz	Cz P3 P4	Cz Oz P4	C4 P3 Oz	C4 P3 P4	C4 Oz P4	P3 Oz P4

84 posibles combinaciones de tres sensores para un arreglo de EEG de nueve canales.

# Métodos propuestos

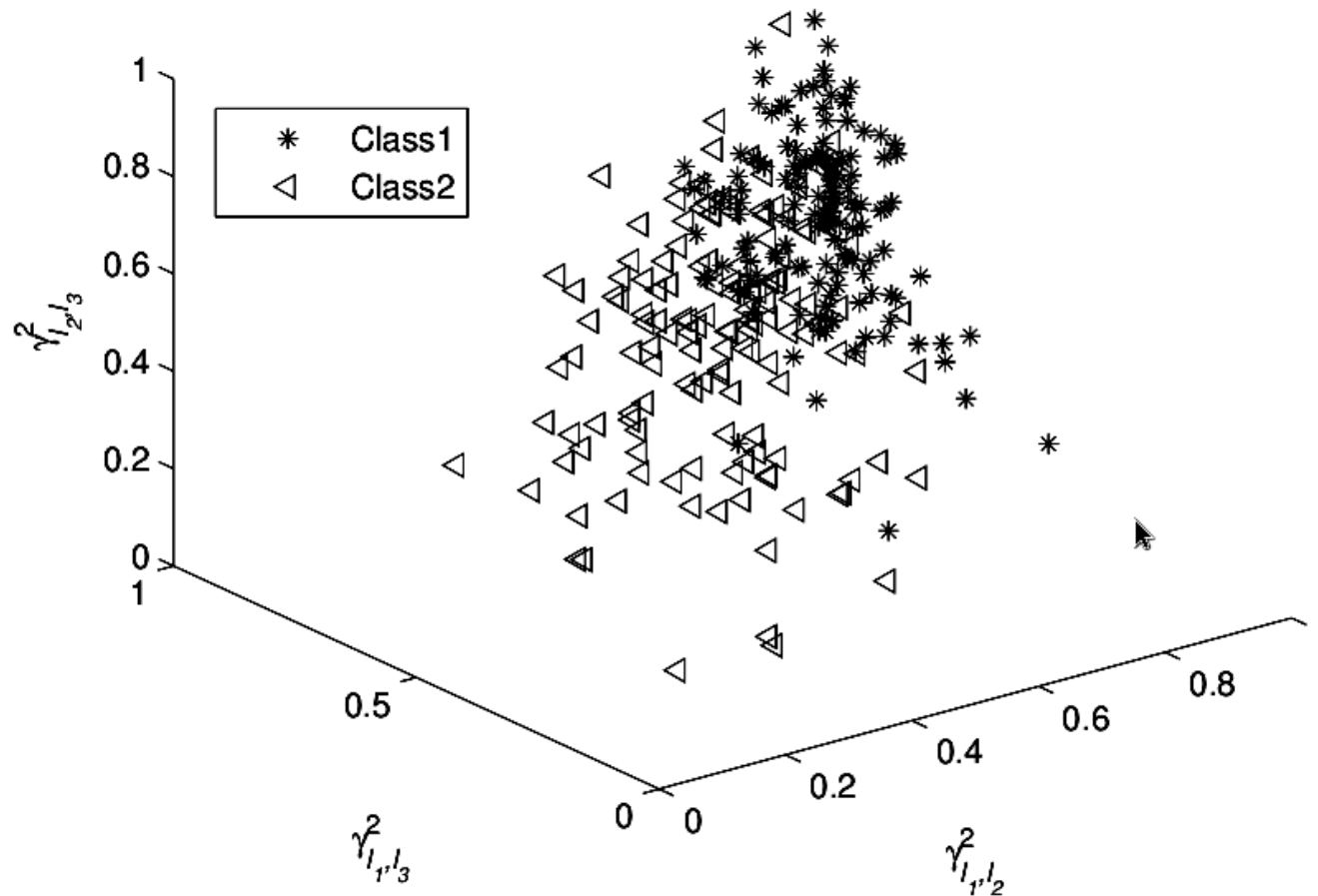
## Selección óptima de sensores utilizando la coherencia



Valores  $p$  en función de la frecuencia para las 84 posibles combinaciones de tres sensores. F

# Métodos propuestos


## Selección óptima de sensores utilizando la coherencia



Clasificación de 100 eventos basados en las coherencias de los sensores F3, C3 y P3.

# Métodos propuestos

## Nuevas estrategias de entrenamiento



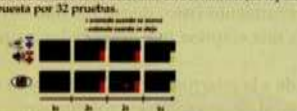
### Análisis del efecto de distintas modalidades de retroalimentación en el desempeño de interfaces cerebro-computadora

Irma Nayeli Angulo Sherman y Dania Gutiérrez Ruiz


**Resumen**  
Una interfaz cerebro-computadora (ICC) es un sistema que traduce las intenciones de un individuo en instrucciones para controlar algún dispositivo empleando únicamente sus señales cerebrales. La ICC puede proveer retroalimentación que le indica al usuario si el dispositivo controlado realiza lo que se desea y que, además, le ayuda a entrenar la modulación de sus señales cerebrales para alcanzar un control óptimo. Se espera que la retroalimentación visual contribuya más al aprendizaje, pero hay aplicaciones en las que se dificulta su uso, por lo que es necesario encontrar alternativas. En este trabajo se evalúa una ICC con retroalimentación continua audible y vibrátil en modalidad positiva o negativa y se compara su desempeño contra el alcanzado con retroalimentación visual. Los resultados indican que la mejor retroalimentación para una ICC depende del sujeto y que para la cuarta sesión ya se puede determinar si alguna modalidad de retroalimentación favorece al aprendizaje del usuario.

**Objetivo**  
Evaluar la eficacia de una ICC empleando retroalimentación positiva o negativa en modalidad audible o vibrátil y determinar con cuál se alcanza un mejor desempeño en comparación con la eficacia alcanzada cuando se usa retroalimentación visual.

**Introducción**  
Cada prueba en consiste controlar el desplazamiento vertical de un cursor que se mueve horizontalmente a velocidad constante. El movimiento hacia arriba se produce ante la detección de una condición (un movimiento imaginado), mientras que la bajada se produce cuando se ha detectado otra condición (de reposo). Una corrida está compuesta por 32 pruebas.

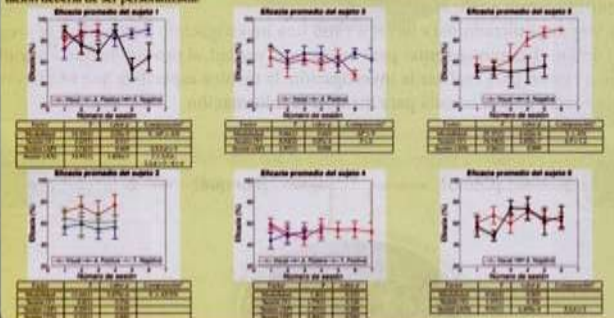


**Diseño del estudio**  
Se entrenó a 6 voluntarios para operar una ICC, con distintas modalidades de retroalimentación. Se evaluó la eficacia (porcentaje de objetivos golpeados) hasta que el sujeto dominara la tarea, se estabilizara la eficacia o se completaran 7 sesiones (de 7 corridas). Después el sujeto entrenó con otro tipo de retroalimentación.



Se realizaron pruebas ANOVA (tradicional o de Welch) para determinar efectos en la eficacia relacionados a la modalidad de retroalimentación y el número de sesión, seguidas de pruebas de comparaciones múltiples.

**Resultados: Eficacias y pruebas ANOVA**  
No existe una mejor retroalimentación, sino que la mejor modalidad depende del sujeto. Entonces la retroalimentación debería de ser personalizada.



**Selección de retroalimentación**  
A partir de la cuarta sesión es posible observar los cambios favorables estadísticamente significativos.

**Sujeto 1**

Sesión	Visual (%)	Audible (%)	Vibrátil (%)
1	10	10	10
2	10	10	10
3	10	10	10
4	10	10	10
5	10	10	10
6	10	10	10
7	10	10	10

**Sujeto 5**

Sesión	Visual (%)	Audible (%)	Vibrátil (%)
1	10	10	10
2	10	10	10
3	10	10	10
4	10	10	10
5	10	10	10
6	10	10	10
7	10	10	10

**Sujeto 6**

Sesión	Visual (%)	Audible (%)	Vibrátil (%)
1	10	10	10
2	10	10	10
3	10	10	10
4	10	10	10
5	10	10	10
6	10	10	10
7	10	10	10

Se propone que cuatro sea el límite en el número de sesiones para evaluar una modalidad de retroalimentación en el sujeto. De este modo, se evita que el usuario pase por sesiones de entrenamiento innecesarias y exhaustivas.

**Conclusiones**

- Aunque las retroalimentaciones audibles y vibrátiles, ya sean positivas o negativas, pueden ser candidatas a sustituir a la retroalimentación visual, el desempeño alcanzado con cada modalidad de retroalimentación en ICCs depende del sujeto que opere la interfaz. Por ello se sugiere que la modalidad de retroalimentación debería ser personalizada.
- Los resultados muestran que, siguiendo la metodología de este estudio, para la cuarta sesión es posible determinar si la modalidad contribuye al aprendizaje y si es una buena opción para el sujeto.
- Se sugiere un esquema para seleccionar el tipo de retroalimentación en el que se propone que la cuarta sesión sea el límite para evaluar la modalidad de retroalimentación. Así se evita realizar sesiones innecesarias y extenuantes para los operadores.

**Referencias**

- A. Chatterjee, V. Aggarwal, A. Ramon, S. Acharya, and N.V. Thakur, "A brain-computer interface with vibrotactile feedback for haptic information", *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 4, no. 1, Oct. 2007.
- M. Contreras-Franco, F. Yam, D. Zhang, B. Hong, and S. Guo, "Motor imagery based brain-computer interface: A study of the effect of positive and negative feedback", in *Proceedings of the 3rd Annual IEEE/EMBS International Conference on Biomedical Engineering and Biomedical Health*, Aug. 30 2011-Sep. 3 2011, pp. 4323-4326.
- B.H. Gan, M. Cheung, D. Zhang, and B. Hong, "An auditory brain-computer interface using virtual sound field", in *Proceedings of the 3rd Annual IEEE/EMBS International Conference on Biomedical Engineering and Biomedical Health*, Aug. 30 2011-Sep. 3 2011, pp. 4368-4371.
- G. Schalk, D.J. McFarland, T. Hinterberger, N. Birbaumer, and J.R. Wolpaw, "BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, no. 6, pp. 1034-1043, Jun. 2004.



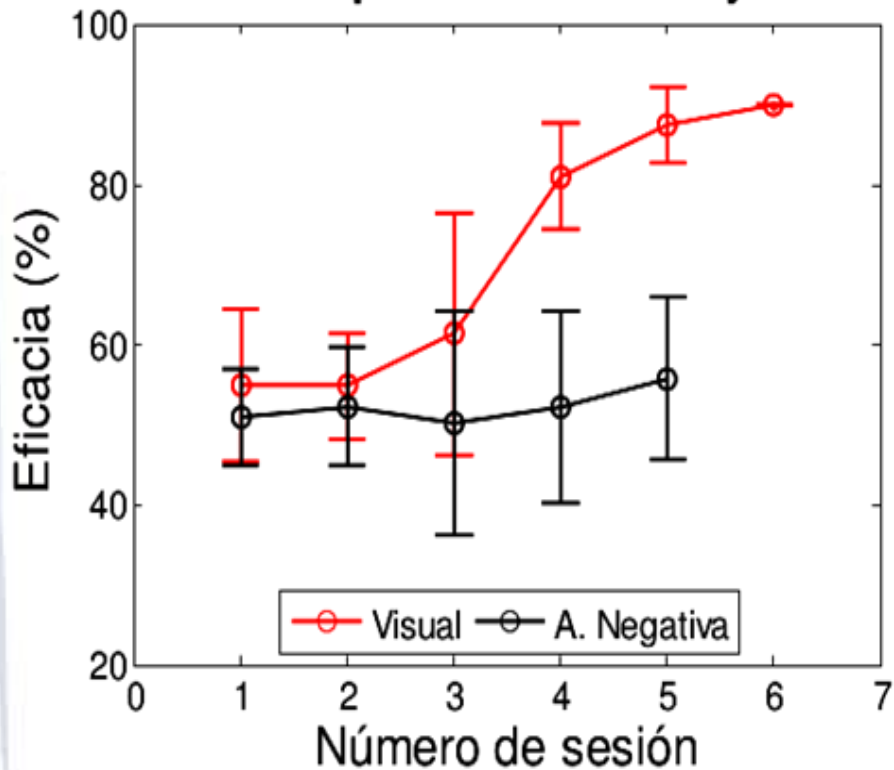




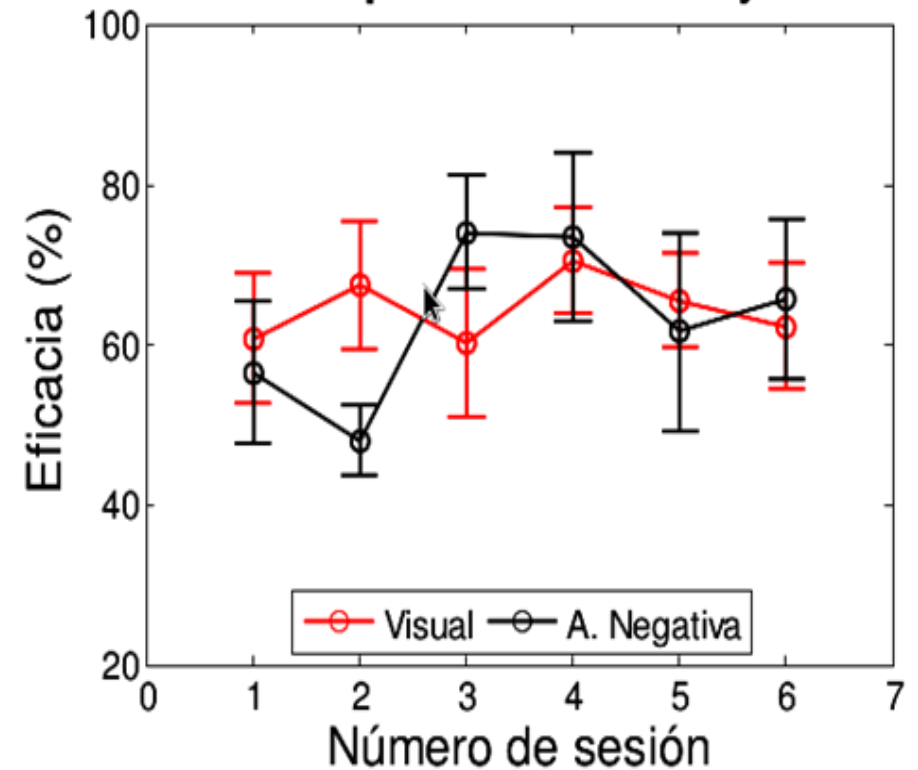
# Métodos propuestos

## Nuevas estrategias de entrenamiento

Eficacia promedio del sujeto 5

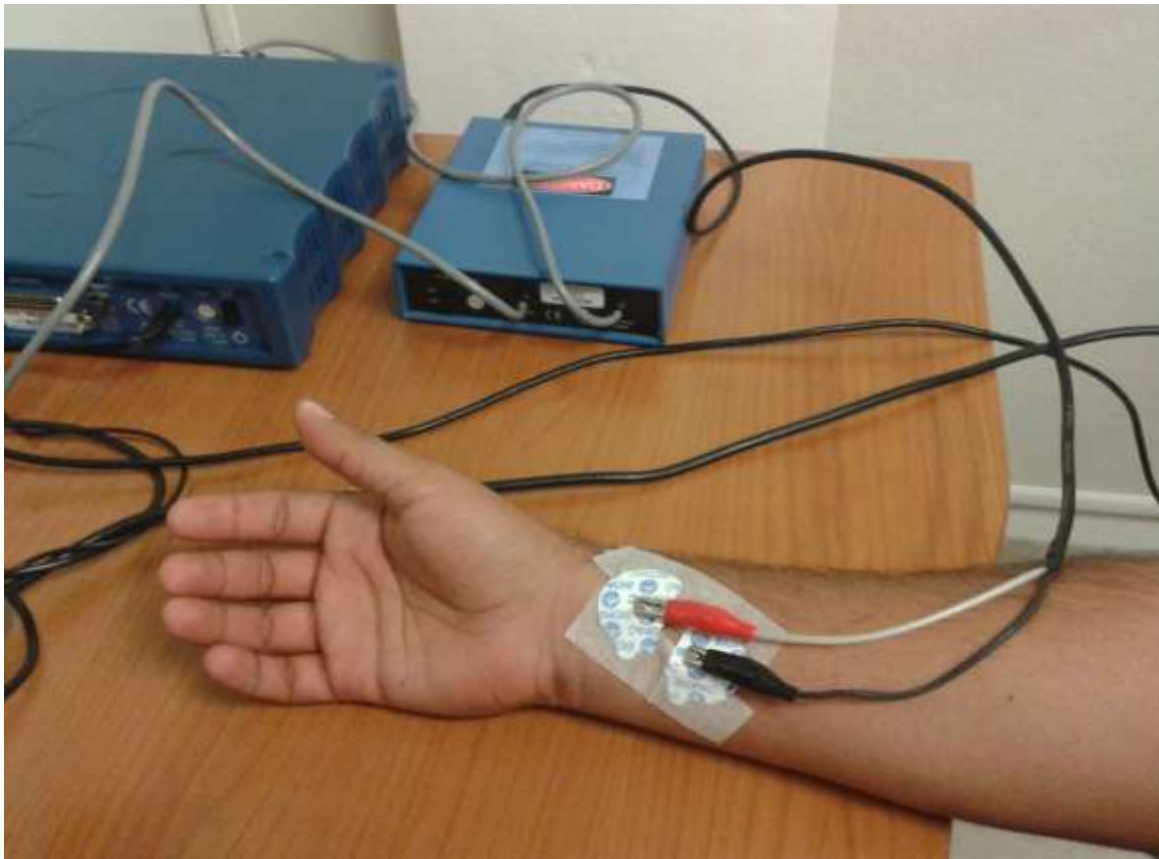


Eficacia promedio del sujeto 6



# Métodos propuestos

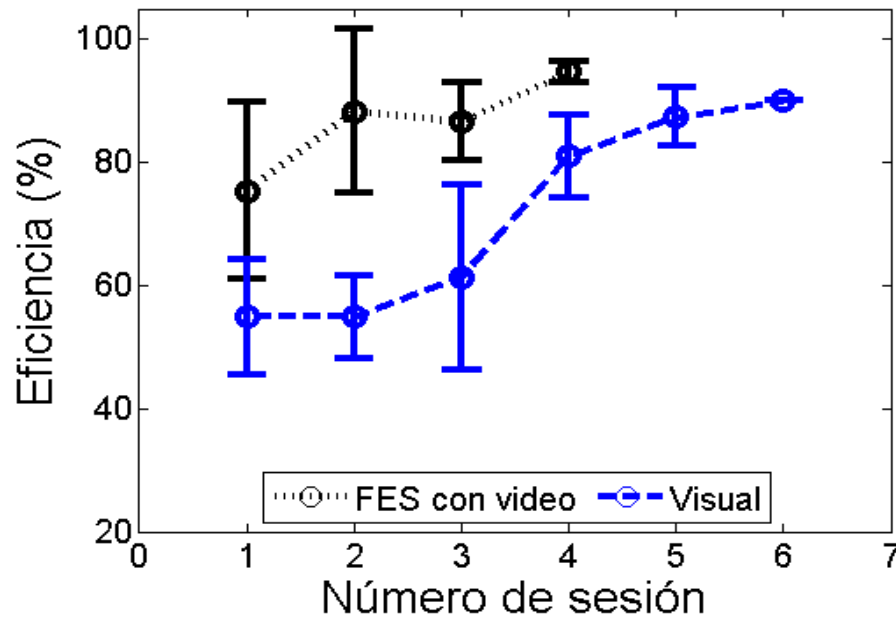
Nuevas estrategias de entrenamiento: estimulación eléctrica



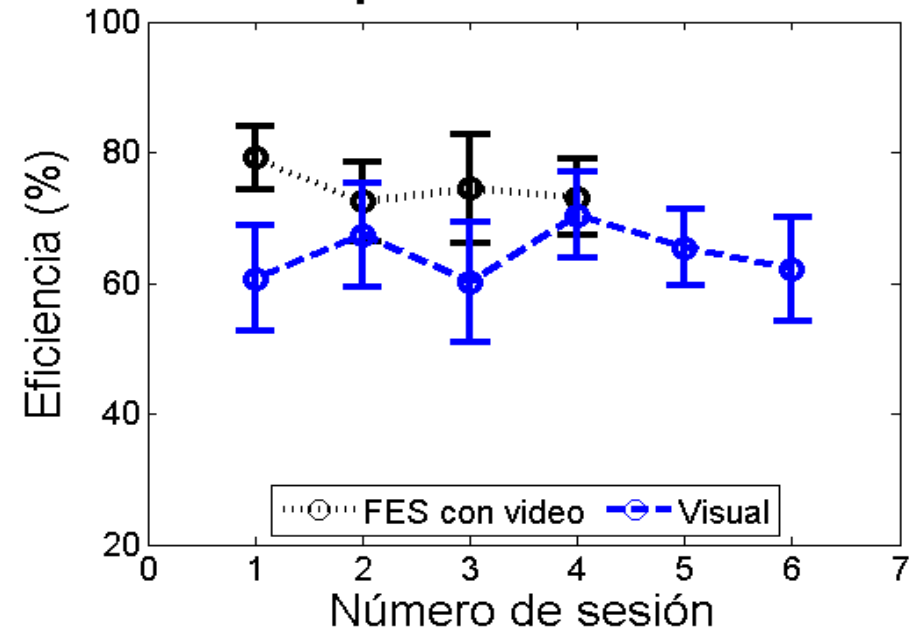
# Métodos propuestos

## Nuevas estrategias de entrenamiento: estimulación eléctrica

**Eficiencia promedio del voluntario 5**



**Eficiencia promedio del voluntario 6**



# **Contacto**

**Laboratorio de Procesamiento de Señales Médicas**

**Dra. Dania Gutiérrez Ruiz**

**<http://www.gutierrezruiz.com>**

**[dgtz@ieee.org](mailto:dgtz@ieee.org)**

# ¡No dejen de ver nuestro poster!



Cinvestav-Monterrey

## Evaluando la adquisición de una nueva habilidad a partir de señales electroencefalográficas

Mauricio A. Ramírez Moreno y Dania Gutiérrez Ruiz

### Resumen

Cuando se trata de evaluar cuantitativamente el aprendizaje de una tarea, las métricas más utilizadas son el tiempo de ejecución y el número de errores cometidos durante un proceso de entrenamiento de dicha tarea. Con el objetivo de ampliar este criterio de evaluación, se propone desarrollar un modelo que relacione cambios en la actividad cerebral, medidos a partir de electroencefalografía (EEG), con el proceso de aprendizaje. Esta evaluación comienza por identificar los cambios de actividad en diferentes bandas de frecuencia y analizar si existen cambios estadísticamente significativos en la densidad espectral de potencia (PSD) durante el proceso de aprendizaje de una habilidad. En nuestro caso, la habilidad a aprender es teclear con la distribución de teclado Colemak, la cual es una distribución alternativa a la QWERTY. Analizando la PSD de cinco sujetos que aprendieron a escribir en esta configuración, observamos que presentaron cambios en las bandas de frecuencia beta (13 a 24 Hz) y gamma (24 a 40 Hz).

### Evaluación

Las métricas más utilizadas para evaluar la adquisición de habilidades son el tiempo y el número de errores, sin embargo éstas sólo representan superficialmente aspectos de este aprendizaje. Debido a estas inconsistencias, proponemos desarrollar un modelo de evaluación basado en EEG con el fin de ampliar el criterio de evaluación y ofrecer una posible integración en la técnica de Neurofeedback.

### Neurofeedback

El *neurofeedback* es la retroalimentación de actividad cerebral a un sujeto mediante técnicas de registro como EEG. Se ha demostrado que esta retroalimentación puede otorgar al sujeto cierto grado de control sobre su actividad cerebral, además de otros efectos positivos como el aumento del desempeño en tareas específicas. Los resultados de esta investigación podrían ser utilizados para aumentar los efectos positivos del neurofeedback en la adquisición de nuevas habilidades.

### Distribución Colemak

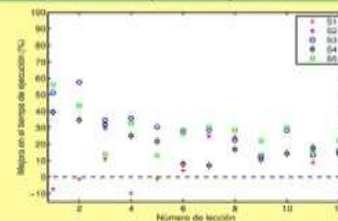
Se evaluó el aprendizaje de la escritura con la distribución Colemak. Para propósitos del experimento los sujetos únicamente utilizaron las teclas con letras.



### Metodología

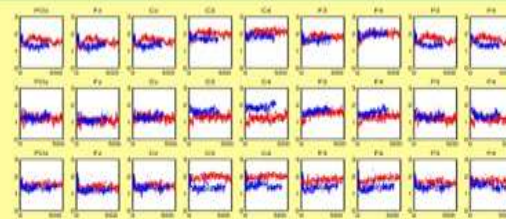
- Cinco sujetos tomaron doce lecciones (una diaria) de escritura en Colemak, en las que la dificultad aumentaba progresivamente.
- Los sujetos debían repetir cada lección cinco veces y registrar el tiempo de ejecución de cada una.
- Se obtuvieron registros EEG utilizando el sistema inalámbrico B-Alert X10 durante las lecciones 4, 8 y 11 para obtener actividad cerebral representativa de etapas de aprendizaje inicial, intermedio y avanzado, respectivamente.
- Se evaluó la mejora en el tiempo de ejecución (en porcentaje) entre la primera y quinta repetición.
- Se hizo un análisis estadístico para comprobar cambios significativos de la PSD por cada canal, banda de frecuencia y medición entre dichas repeticiones.
- Se asignaron valores de 1 o -1 para el aumento o decremento significativos, y 0 para el cambio nulo en las PSD.
- En el análisis estadístico sólo se consideraron las PSD donde el equipo B-Alert asignó el estado cognitivo de "high engagement".

### Resultados: tiempos de ejecución



La figura muestra la reducción en los tiempos de ejecución entre las repeticiones 1 y 5.

### Resultados: PSD en la banda gamma



La figura muestra las PSD ( $\mu\text{Volts}^2$ ) en función del tiempo (segundos) para los canales de EEG. Cambios en la PSD pueden ser indicativos del proceso de adquisición de habilidades. Cambios similares fueron encontrados en la banda beta, mas no en la alfa, delta o theta.

### Conclusiones

- La reducción en los tiempos de ejecución de los sujetos sugiere que mejoraron su habilidad en la escritura en Colemak.
- La evaluación del aprendizaje utilizando EEG puede basarse en los cambios de actividad en las bandas beta y gamma.
- Trabajo futuro incluirá una comparación multivariable entre lecciones, repeticiones y variaciones de la PSD en distintos canales.

### Referencias

- [1] W. Duch, "Brains and Education: Towards Neurocognitive Phenomics," *Learning While We are Connected*, vol. 3, pp.12–23, 2013.
- [2] R.R. Johnson, D.P. Popovic, R.E. Olmstead, M. Stikic, D.J. Levenson, and C. Berka, "Drowsiness/alertness algorithm development and validation using synchronized EEG and cognitive performance to individualize a generalized model," *Biological Psychology*, vol 87, pp.241–250, 2011.