



Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones

ISSN: 1409-2433

mta.cimpa@ucr.ac.cr

Universidad de Costa Rica

Costa Rica

Cardo, Romina; Corvalán, Álvaro

Identificación de las respuestas de redes neuronales cerebrales y artificiales ante la presencia de estímulos frecuentes e infrecuentes mediante filtros de tipo kalman

Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones, vol. 18, núm. 1, 2011, pp. 49-62

Universidad de Costa Rica

San José, Costa Rica

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=45326927005>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal

Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

IDENTIFICACIÓN DE LAS RESPUESTAS DE  
REDES NEURONALES CEREBRALES Y  
ARTIFICIALES ANTE LA PRESENCIA DE  
ESTÍMULOS FRECUENTES E INFRECIENTES  
MEDIANTE FILTROS DE TIPO KALMAN

HEURISTICS FOR SOLVING THE MULTIPLE  
PROBLEM IDENTIFICATION OF THE  
RESPONSES OF BRAIN AND ARTIFICIAL  
NEURAL NETWORKS IN THE PRESENCE OF  
USUAL AND UNUSUAL STIMULI BY MEANS OF  
KALMAN-TYPE FILTERS

ROMINA CARDO\*      ÁLVARO CORVALÁN†

*Received: 18 Feb 2010; Revised: 5 Aug 2010; Accepted: 10 Nov 2010*

---

---

\*Universidad Nacional de General Sarmiento, Los Polvorines, Provincia de Buenos Aires, República Argentina. E-Mail: [rcardo@ungs.edu.ar](mailto:rcardo@ungs.edu.ar)

†Misma dirección que/same address as R. Cardo, E-Mail: [acorvala@ungs.edu.ar](mailto:acorvala@ungs.edu.ar)

### Resumen

Consideramos el problema de la obtención de información acerca del reconocimiento de incongruencias con patrones lógicos ya impresos de una subred de una red neuronal, ya sea cerebral, o diseñada artificialmente, mediante la medición de los potenciales evocados (PE) cerebrales. Uno de los objetivos ulteriores, es la detección de inconsistencias lógicas del discurso, no puramente semánticas, sino del reconocimiento de frases no coherentes con una línea de relato. La posibilidad del uso, con este fin, de PE obtenidos de electrodos ubicados superficialmente sobre el cuero cabelludo sería interesante: serían obtenidas conclusiones relevantes a partir de un método no-invasivo y mediante un equipamiento que es relativamente económico, de fácil transporte e instalación. La alternativa que proponemos es la utilización de filtros tipo Kalman (con necesarias modificaciones). La idea es tratar a la respuesta evocada como una variable no accesible, con una relación (no lineal, pero localmente linealizable) respecto de la variable mensurable. Estudiamos, como ejemplo guía, la evolución de una variable que mide, en una red neuronal de atractores tipo Hopfield, el ajuste entre el estado de una subred asociada al reconocimiento de ciertos patrones, luego de una cantidad prefijada de iteraciones.

**Palabras clave:** potenciales evocados cerebrales, procesamiento de señales, filtros de Kalman, redes neuronales, neurociencia cognitiva.

### Abstract

We consider the problem of obtaining information about the recognition of logical inconsistencies with already imprinted patterns of a subnetwork of a neural network, both cerebral and artificially designed, by means of the measurement of the event related potentials (ERP). One of the subsequent aims, it is the detection of logical inconsistencies of the speech, not purely semantic, but of the recognition of not coherent phrases with a story line. The possibility of the use, with this goal, of ERP obtained of superficially located electrodes on the scalp would be interesting: relevant conclusions would be obtained from a non-invasive method and by means of equipment that is relatively economic, easily transportable and installable. The alternative that we propose is the utilization of Kalman type filters (with necessary modifications). The idea is to deal with the evoked response as a not accessible variable, with a relation (non linear, but locally linealizable) respect to the measurable variable. We study, as guide example, the evolution of a variable that measures, in a neural network of type Hopfield attractors, the adjustment between the conditions of a subnetwork associated with the recognition of some patterns, after a quantity prearranged of iterations.

**Keywords:** event related potentials, signal processing, Kalman filters, neural networks, cognitive neuroscience.

**Mathematics Subject Classification:** 92C55, 62P10, 92B20, 82C32.

## 1 Introducción y fundamentos teóricos

Los potenciales evocados cerebrales (PEs) consisten en fluctuaciones en el voltaje en uno o más electrodos ubicados en la cabeza que se producen a continuación de la realización de sucesos sensoriales, motores o cognitivos, de origen exógeno o endógeno.

En efecto, se ha observado que tras la presentación de un determinado tipo de estímulo (o eventualmente la ausencia de un estímulo esperado) se producen cambios mensurables en la actividad eléctrica que se puede registrar en el cráneo, cambios que adoptan la forma de picos o valles y se supone que nos informan acerca de los procesos cerebrales y cognitivos que subyacen.

Se define componente de un PE a una porción del registro de la actividad eléctrica cerebral, sensible a una manipulación experimental concreta, que se considera un reflejo de un proceso particular o de un grupo de procesos. En este sentido, un componente puede ser tanto un único pico como una secuencia de picos (Coles, Gratton y Fabiani, 1990).

En cuanto al sustrato fisiológico de los PEs, se sabe que la actividad eléctrica registrada en el cuero cabelludo es la suma de los potenciales post-sinápticos generados por la despolarización e hiperpolarización de las células cerebrales.

Los potenciales evocados se clasifican en 2 tipos: 1) Sensoriales (auditivos (Bera), visuales, etc), y 2) Cognitivos (P300).

## 2 Potenciales evocados: sus características definitorias

Donchin, Ritter y McCallum (1978) indican que un componente ha de definirse por una combinación de su polaridad, latencia, topografía y sensibilidad a las características de la manipulación experimental —cabe destacar que las características primera y tercera recogen información sobre la fuente fisiológica, mientras que las otras dos se refieren a la función psicológica—.

1. **Polaridad:** es una propiedad de las moléculas que representa la desigualdad de las cargas eléctricas en la misma. Los componentes pueden ser de dos tipos: positivos o negativos. En este sentido,

denominaremos P a los componentes con polaridad positiva, y N a los que tengan polaridad negativa.

2. **Latencia:** ésta suele medirse tomando el tiempo en milisegundos desde la presentación del estímulo hasta la aparición del pico o del valle; esto es, hasta el punto de máxima o mínima amplitud dentro de una ventana de latencia concreta. Así, por ejemplo, el componente N400 es una onda negativa que presenta un pico aproximadamente a los 400 milisegundos después de la presentación del estímulo.
3. **Topografía:** consiste en la distribución en el cuero cabelludo. El registro de la actividad eléctrica se realiza en varias localizaciones, lo que nos permite, entre otras cosas, detectar si existe un lugar en concreto donde aparece un determinado componente y si hay diferencias hemisféricas.

No obstante, debemos tener muy en cuenta lo siguiente: las fluctuaciones en el voltaje recogidas con un electrodo sobre el cuero cabelludo no han de tomarse como actividad originada por el tejido cerebral directamente subyacente a esa localización, es decir, que la topografía sobre el cuero cabelludo no suministra un mapa de la localización neuronal. De hecho, la actividad generada en un área concreta del cerebro puede haberse registrado en una localización situada a una considerable distancia de su generador.

4. **Sensibilidad:** sensibilidad respecto de una determinada manipulación experimental. Este es el criterio más difícil, puesto que existen componentes bastante inespecíficos. El caso más notorio es el de la familia de los P300s, ondas que aparecen utilizando sucesos muy diversos.

La hipótesis de partida es que, en sujetos sanos y atentos, el reconocimiento de incongruencias lógicas estará asociada a actividad neuronal, probablemente localizada en uno o varios sectores de la corteza, que producirá en definitiva distintas deflexiones de voltaje, posiblemente similares a las de los P300 que se suelen medir en la detección de estímulos infrecuentes (p. ej: paradigma odd-ball), pero probablemente de mayores latencias que estos últimos.

La posible utilización en señales asociadas a las incongruencias mencionadas en el párrafo anterior sugiere variadas aplicaciones de distinta índole, verbigracia: posibles pruebas objetivas de responsabilidad legal, imputabilidad, insania, entre otras.

Las dificultades en la aplicación de las herramientas convencionales de análisis de series de tiempo, particularmente la identificación de los

parámetros de un modelo lineal estocástico (de tipo ARIMA), para tratar de aislar la actividad no asociada a la respuesta a fin de extraer luego esta última no parecen conducir a ajustes demasiado exitosos, por lo que sugerimos otra línea de análisis.

En el caso natural la variable a identificar es el voltaje medido en los electrodos sobre el cuero cabelludo (pre-filtrado para fijar la banda de frecuencia de interés y rechazando en lo posible interferencias y variaciones estacionales asociadas a las características del equipo).

La no linealidad mencionada en el resumen es impuesta por la necesidad de dar cuenta de variaciones en ondas más o menos recurrentes y aproximadamente afines, pero no lineales, de las deflexiones de voltaje. Esto dificultaría las justificaciones teóricas de optimalidad del filtro, pero funcionaría aceptablemente en la práctica debido al esquema predictor-corrector del filtro tipo Kalman. Puede mostrarse también que la secuencia temporal de los factores asociados a la relación entre la variable mensurable y la oculta ayudaría a la extracción de esta última, pero no la impondría a señales de test que no la tienen.

En una segunda aproximación al problema podría analizarse la utilización de una versión más heterodoxa de esta línea de análisis, teniendo en cuenta la posibilidad de la influencia de la respuesta evocada sobre la señal de fondo con cierto retraso, y se trata de introducir un esquema donde la variable mensurable depende no sólo del valor actual de la oculta sino también de alguno anterior, y una variación que de cuenta de esto en el filtro (posiblemente tanto en las estimaciones a priori como en las correcciones a posteriori), lo que tendrá posiblemente incluso mejores desempeños que la versión citada en el párrafo previo.

### 3 Filtros tipo Kalman para procesamiento de señales de P.E.

El filtro de Kalman es un algoritmo de procesamiento de datos recursivo que incorpora toda la información que se le suministra para determinar el filtrado. Como es recursivo de 1er orden no precisa mantener los datos previos, lo que facilita su implementación en sistemas de procesado en tiempo real.

En el caso del modelo lineal el Kalman es óptimo (minimiza el E.C.M.)

En los casos no-lineales no siempre puede garantizarse la optimalidad (y proporcionar un filtro alternativo), aunque de todas maneras el filtro de Kalman suele tener un desempeño bastante bueno si la no-linealidad no es excesiva. Esto se debe probablemente al esquema que incorpora la corrección de los pronósticos teniendo en cuenta los errores de predicción

a posteriori.

Dados un vector de estado oculto  $X(t)$ , y un vector observable  $Y(t)$ , tales que:

$$\begin{aligned} X(t) &= A(t-1) \times X(t-1) + \eta(t) \\ Y(t) &= B(t) \times X(t) + \epsilon(t) \end{aligned}$$

donde  $A(t)$  y  $B(t)$  son matrices de transición y  $\eta(t)$  y  $\epsilon(t)$  ruidos aditivos.

El filtro de Kalman opera a partir de un valor inicial supuesto para  $X(1)$  (por ejemplo  $B(1)^{-1}Y(1)$ ) y debe conocerse para todo  $t$  (o proponerse para todo  $t$ ) las matrices  $A(t)$ ,  $B(t)$ , y las matrices de covarianza de  $\eta(t)$  y  $\epsilon(t)$ .

A partir de allí en el paso  $t$  se hace una estimación a priori de  $y(t+1)$  y de  $x(t+1)$ , que denotaremos  $\hat{y}(t+1/t)$  y  $\hat{x}(t+1/t)$ , se observa el verdadero valor de  $y(t+1)$  y se hace una nueva estimación corregida —a posteriori— de  $x(t+1)$ , que denotaremos  $\hat{x}(t+1/t+1)$ . Además se actualizan las matrices que se usan para estimar las ganancias de  $y$  respecto de  $x$  y las de transición de los errores de medición y estimación.

En nuestra implementación, hemos agregado la posibilidad de incorporar una componente de tipo Bayesiano, realizando un promedio ponderado móvil de los resultados con una señal patrón ideal que se espera —aproximadamente— de las señales de potenciales evocados (que se va reforzando o debilitando a partir de la evidencia que se va obteniendo progresivamente).

Armemos un esquema. Las matrices  $A_{t-1}$  y  $B_t$  son las que vinculan la variable observable y la oculta:

$$\begin{aligned} x_{t+1/t} &= A_{t-1}x_{t/t} \\ y_{t/t-1} &= B_t x_{t/t-1} \end{aligned}$$

Las matrices  $E$  son las matrices de covarianza de error cometido.  $E_{1/0}$  es una estimación inicial (usualmente nula) y luego se actualiza iterativamente:

$$\begin{aligned} E_{t/t} &= (I - K_t B_t) E_{t/t-1} \\ E_{t+1/t} &= A_t E_{t/t} A_t^T + N_t^x \end{aligned}$$

$K_t = E_{t/t-1} B_t^T (B_t E_{t/t-1} B_t^T + N_t^y)^{-1}$  es la clave. Se designa como la matriz de ganancia de Kalman, y se define de esta manera para cumplir:  $E_{t/t} = \langle (x_t - x_{t/t})(x_t - x_{t/t})^T \rangle$ . Las matrices  $N_t^x$  y  $N_t^y$  son las matrices de covarianza de los ruidos aleatorios  $\eta_t$  y  $\epsilon_t$ .

El esquema se muestra en la figura 1.

Nosotros, como tenemos los datos segmentados en trials, incorporamos una variante “Bayesiana” de la estimación Kalman de los potenciales evocados, ya que vamos aplicando el filtro a los distintos trials (esperando

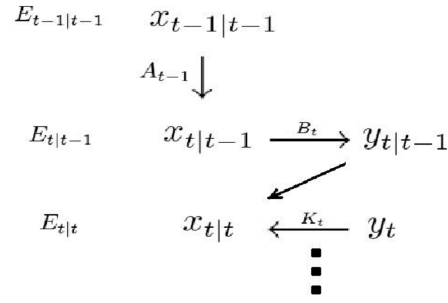


Figura 1: Esquema.

necesitar pocos) que se van incorporando a nuestros datos, y después vamos construyendo nuestra estimación de la respuesta usando una ponderación entre la respuesta estimada por las etapas previas y cada nuevo trial que se mide.

## 4 Análisis general del problema

Los esquemas de acción del cerebro, y en particular, el tipo y magnitud del feedback con un subsistema determinado (un presunto subsistema de verificación de coherencia narrativa —SVCN—) varía dependiendo de la situación.

Aquí trataremos de simular, con simplificaciones, la situación en que un sujeto, en un medio que supone (dentro de lo posible) un nivel de moderado a bajo de impresiones perceptivas, incluyendo a las internas (individuo tranquilo en ambiente ídem, sin olores, mirando un fondo fijo, escuchando por auriculares, etc), trata de determinar la coherencia de una frase en un contexto narrativo, y nosotros tratamos de analizar las repercusiones observables en términos de magnitud de deflexión de voltaje en un electrodo, teniendo en cuenta como hipótesis que la contribución, en cierto intervalo de latencia, del reconocimiento o no de la coherencia narrativa es mensurable, pero va inmersa en la contribución global de una red mayor (el cerebro), presuntamente incorrelacionada con la coherencia, pero de varianza mayor cuya influencia no puede ser despreciada.

El cerebro recibe una serie de datos sonoros (estímulo físico), y una cantidad de otros inputs, externos, internos y propios.

Después de cierto tiempo (real: quizás 500 mseg) una parte de los outputs del cerebro corresponde a un input para la SVCN (frase a discernir-estímulo lógico).

A partir de allí se trata de ver si la subred evoluciona hacia alguno de sus imprints, mientras el cerebro hace otras cosas.



Naturalmente hay una realimentación, pero en términos de influencia global de la SVCN sobre el cerebro —y especialmente sobre la actividad eléctrica total del resto del cerebro—, cabe suponer verosíblemente que podría despreciarse.

La cuestión es que en un electrodo determinado se registraría la actividad continua de cierta suma ponderada de parte de la red cerebral, desde que ocurre el estímulo físico y antes del procesamiento del estímulo lógico por la SVCN y durante este procesamiento (mientras el resto de la red cerebral evoluciona de forma escasamente correlacionada con la tarea del SVCN).

En este sentido, el problema de estimar la contribución eléctrica en cierto electrodo de la respuesta de la SVCN, puede verse como una tarea de filtrado de la señal oculta buscada (la respuesta del SVCN), a la cual se suma como ruido la contribución de esa suma ponderada de parte del resto del cerebro, que contribuye en el electrodo en cuestión.

Es difícil precisar el tipo de modelo estocástico que siguen las señales eléctricas de los electrodos, y la evidencia parece apuntar a que los modelos lineales ofrecen ajustes mediocres.

En particular, si bien no trataremos de modelar la función de distribución de la fuente de ruido (y en particular no damos por sentado que sea ni siquiera aproximadamente normal), pero sugerimos el tratamiento de la misma con filtros tipo Kalman.

Al ser filtros de “estimación a priori-corrección-estimación a posteriori” suelen proporcionar prestaciones aceptables, incluso en casos no normales.

Además, realizando un número modesto de promediaciones, el ruido promediado se va normalizando, y el filtro en seguida provee respuestas bastante promisorias.

## 5 Diseño de un posible *toy example*

El estudio de potenciales evocados cerebrales, tanto de tipo sensorial (visuales, auditivos, etc.), como cognitivos (P300, v.g. paradigma *oddball*), sugiere que la contribución del potencial evocado es aproximadamente de 2 a 4 veces menor a las deflexiones no asociadas a los ERPs.

Tratamos de diseñar un modelo sencillo, donde el potencial eléctrico de cada neurona —de aquellas que en un momento dado participan en el valor medido en un electrodo— fuera similar, y que permitiera: Emular el procesamiento como evolución en una red de atractores, ofrecer latencias apreciablemente menores para las tareas análogas a los procesos de identificación de las percepciones (externas o internas) y mayores para la verificación de la coherencia narrativa, incorporación de nuevas percep-

ciones (no necesariamente relacionadas al estímulo físico que dará origen al estímulo lógico), representación de cierto grado de interrelación entre distintas partes de la red.

Para ello representamos a la SVCN como una red de Hopfield (rango  $-1 ; +1$ ) con 48 neuronas y 3 imprints, y al resto de aquellos subsistemas cerebrales que contribuyen en cierto electrodo con una red parcialmente subdividida dada por 8 subredes de 16 neuronas con 2 imprints cada una, y que se conectan recíprocamente con una matriz simétrica de coeficientes que multiplican en cada iteración al valor de la suma de una función sigmoidea de cada otra -además de la incorporación de inputs —nuevas percepciones—, tras cierta cantidad de pasos de evolución.

Con estos valores, los imprints de las redes (la de SVCN y la del “resto del cerebro”) no superan el valor de transición de fase del 14% del total de neuronas.

Además, si suponemos que los valores de 1 y  $-1$  con que contribuye cada neurona son equiprobables, las deflexiones medidas siguen un esquema de distribución de Bernoulli, y la contribución de la SVCN es unas 2.67 veces menor a la del “resto del cerebro”, similar a lo esperado en el caso real.

Diseñamos y corremos el toy example sobre Matlab 6.5. Los pasos principales de la rutina son:

- Primero establecemos los imprints de la SUBRED de verificación de coherencia narrativa (SVCN) y del RESTO de las subredes.
- Se armarán las redes de Hopfield correspondientes.
- Se sortean coeficientes de vínculo entre las subredes del RESTO.
- Establecemos los estados iniciales de la SVCN y las otras subredes. Sorteo y estabilización iterando un número pequeño de veces.
- Actualizamos las otras subredes con datos externos y datos cruzados y la SVCN con datos aleatorios y durante 40 iteraciones SVCN fluctúa sin estímulo a reconocer.
- Ahora SVCN recibe un estímulo y se la deja estabilizar por 30 iteraciones (FRASE NORMAL, varianza pequeña —esto supone que no nos alejamos demasiado de un pozo de potencial, por lo que deberíamos volver a él, lo que emula el reconocimiento de una frase coherente—).
- Ahora SVCN recibe un estímulo y se la deja estabilizar por 30 iteraciones (FRASE RARA, varianza grande —esto supone que sí podemos alejarnos todos los pozos de potencial, por lo que difícilmente

volveremos a alguno de ellos, lo que emula el no reconocimiento de una frase incoherente—).

- Siempre vamos guardando la señal (SVCN) más el ruido (RESTO). A fines de comparación guardamos también la señal oculta (SVCN).
- Comparamos los filtrados Kalman de la señal con el ruido y la señal ruidosa visible y la señal oculta buscada (ver Figura 2).
- También vemos el desempeño de la promediación de los filtrados Kalman de un pequeño número de ensayos (como si fueran 5 historias, cada una con una frase coherente y una incoherente) (ver 3).

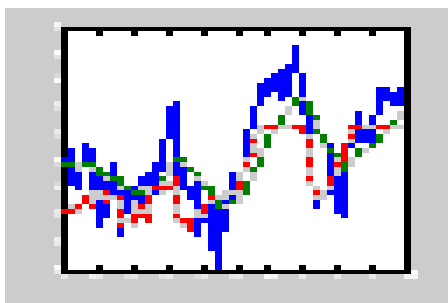


Figura 2: Comparación de los filtrados Kalman de la señal con el ruido y la señal ruidosa visible y la señal oculta buscada. Eje X: cantidad de iteraciones. Eje Y: potencial total medido (Electra, línea sólida), potencial realmente debido a la subred SVCN (Edipo, línea punteada), Estimación de Edipo a partir del filtrado Kalman de Electra (Sigmund, línea segmentada).

La señal denominada “Electra” quiere simular los valores obtenidos en un electrodo dado en la toma de los potenciales evocados. Esta se asume que proviene de la suma de muchos potenciales locales que tienen lugar en las dendritas apicales de neuronas piramidales de la corteza (que sean transversales a la misma). Como las señales reales de que dispondremos tienen una frecuencia de muestreo de 349 hz, bastante menor a la frecuencia de Nyquist para muestrear sin aliasing las variaciones que proceden de los potenciales de acción (del orden de 1 o 2 ms), asumimos que las mediciones proceden de las deflexiones correspondientes a los dipolos de los potenciales de campo. Es verosímil que en algún electrodo (o algunos) pueda registrarse alguna onda asociada a la evolución del potencial de un grupo de neuronas luego de un estímulo correspondiente al reconocimiento (o no) de coherencia de una frase (la que llamamos SVCN), pero que ello venga sumado a variaciones en muchas otras neuronas no correlacionadas

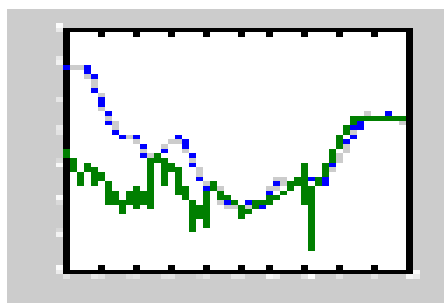


Figura 3: Desempeño. Eje X: cantidad de iteraciones. Eje Y: promedio del potencial total medido (Edipo) en ensayos, promedio de las estimaciones de Edipo a partir del filtrado de Kalman de Electra en los 5 ensayos. Promedio real: línea sólida, promedio de Kalman: línea punteada.

con dicho suceso pero que de manera fortuita contribuyan con el potencial medido en el electrodo (lo que denominamos el RESTO); contribución que pudiera ser disminuida mediante un filtro (de modo que pueda ser estimada efectivamente con pocas promediaciones).

De allí que para cotejar el desempeño con un modelo de red neuronal sencillo de implementar es que armamos la red de Hopfield descrita arriba que presuntamente modelaría por un lado las contribuciones en ese electrodo de parte de la subred de neuronas asociadas a la tarea en cuestión, y por otra parte otros grupos de neuronas cuyo potencial de campo participa en las variaciones registradas en ese electrodo. En esta red las neuronas tienen rango de  $-1$  a  $1$ , y después de cada iteración sumamos los valores de todas las neuronas (las asociadas a la verificación de la coherencia + las no asociadas), y esa señal ruidosa, “Electra”, correspondería a la registrada efectivamente en el electrodo y que queremos filtrar para tratar de hallar la verdadera (y oculta por el ruido) variación debida al reconocimiento o desconocimiento de la coherencia, que correspondería a la suma del potencial debido solamente a aquella parte del grupo de neuronas asociadas a esa tarea; esta segunda suma es “Edipo” que, a diferencia del caso real, nosotros si podemos ir registrándolo a cada iteración para después comparar dicha señal supuestamente oculta (“Edipo”) y que queremos rescatar realizando el filtrado Kalman de la señal cruda (“Electra”). La serie obtenida por el filtrado Kalman de “Electra” es la que llamamos “Sigmund”, y como vemos en los gráficos (eje horizontal: iteraciones; eje vertical: potencial medido o estimado en ese instante), “Sigmund” consigue rescatar de manera aceptable a “Edipo” en una realización, y de manera bastante exacta en la promediación de 5 trials.

En cualquiera de las realizaciones, primero hay un período (40 itera-

ciones) donde las redes (la SVCN y el RESTO) evolucionan desde un estado inicial (estabilizando parcialmente luego de una entrada aleatoria), con perturbaciones aleatorias pequeñas; luego se introduce una entrada con una varianza moderada en la SVCN que presuntamente modela el estímulo correspondiente a la frase coherente (que la apartaría del atractor más cercano, pero probablemente sin salir del pozo del mismo), y se realizan 30 iteraciones; posteriormente se introduce otra entrada con una varianza grande, con lo que es concebible que se salga de los pozos de atracción, y que la cantidad de iteraciones (otras 30), no basten por lo general para estabilizar el potencial ya que es probable que, incluso si cae cerca de atractores espurios que pudiera haber, las perturbaciones pequeñas que introducimos en cada paso nos saquen fuera de su influencia, de modo que la estabilidad llegará por lo general al derivar hacia alguno de los atractores impresos, lo que posiblemente requeriría mayor número de iteraciones.

## 6 Resultados parciales de nuestra experiencia, aún limitada, con ejemplos reales

Por otra parte, hemos realizado algunos ensayos sobre casos reales con resultados promisorios, pero aún parciales por lo que preferimos postergar la exposición de algunos detalles hasta que la evidencia sea suficiente. Esencialmente los ensayos discurren como sigue: Se prepara el sujeto como en una medición de potenciales evocados cognitivos, 16 electrodos en posiciones habituales —aunque por ahora sólo hemos trabajado con las mediciones de los canales centrales Fz, Pz y Cz—, en un ambiente aislado, sin estímulos visuales notorios, sin ruidos exteriores y con auriculares (se le explica previamente al sujeto la naturaleza del experimento —cabe realizar la comparación en los resultados con sujetos que desconozcan esto, aunque aún está pendiente—), se mide al principio, como referencia, por algunos segundos sin sonido, y a continuación el sujeto escucha, frase a frase, una corta historia. Por ahora, se trabaja con una pequeña batería de historias (sujeta a futura ampliación), de las cuáles sólo algunas de ellas tienen, en alguna parte del nudo del discurso, una frase incongruente con la línea narrativa que hay hasta ese punto. También, aparte, a fines de una eventual correlación, se hace un estudio de P300 odd-ball habitual, con estímulos sonoros frecuentes e infrecuentes.

Según los resultados obtenidos con los sujetos analizados hasta ahora, las señales filtradas con Kalman (una versión localmente lineal que hemos desarrollado teniendo en cuenta una base de datos de test que hemos considerado previamente de forma independiente), sugiere que incluso pequeñas cantidades de promediaciones de las señales filtradas de aquellos tramos

correspondientes a los 2.5 segundos posteriores a la emisión de cada frase proporciona resultados apreciablemente distintos según si la frase es coherente o no con la línea narrativa, en períodos de latencia de alrededor de los 600 milisegundos a los 1400 milisegundos, registrándose una “mismatch negativity” en el caso de que la frase sea inconsistente con el discursos previo.

A continuación, en forma provisoria, adelantamos algunos gráficos obtenidos de las experiencias parciales que estamos realizando en tal sentido.

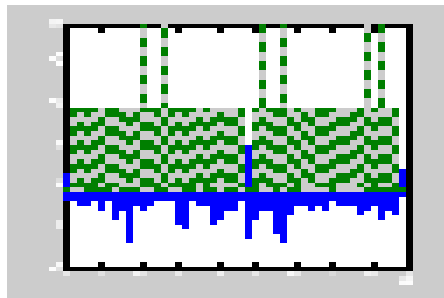


Figura 4: Señal (abajo) medida en Pz. Marcas sincronizan las frases (altas para las no coherentes).

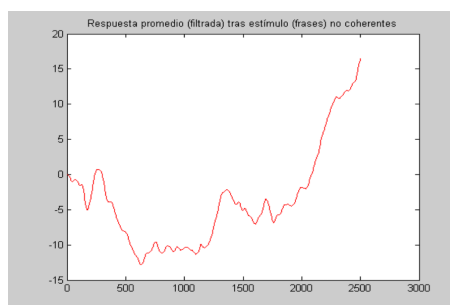


Figura 5: Respuesta promedio (filtrada) tras estímulo (frases no coherentes).

## Referencias

- [1] Kalman, R.E. (1960) “A new approach to linear filtering and prediction problems”, *Journal of Basic Engineering* **82**(1): 35–45.
- [2] Kalman, R.E.; Bucy, R.S. (1961) “New results in linear filtering and prediction theory”, *Journal of Basic Engineering*, Maroh.: 95–108.

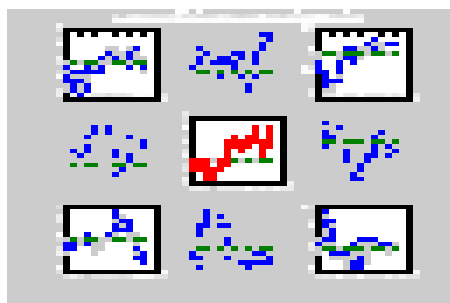


Figura 6: Comparación de los promedios sets de 6 frases coherentes vs 6 frases incoherentes.

- [3] Núñez-Peña, M.I.; Corral, M.J.; Escera, C. (2004) “Potenciales evocados cerebrales en el contexto de la investigación psicológica: una actualización”, *Anuario de Psicología* **35**(1): 3–21.
- [4] Gómez, C.; Escera, C.; Cilveti, R.; Polo, M.D.; Díaz, R.; Portavella, M. (1992) “Localización neuroeléctrica de procesos cognitivos”, *Anuario de Psicología* **54**: 77–96.
- [5] Gershenfeld, N. (2006) *The Nature of Mathematical Modeling*. Cambridge University Press, Cambridge.
- [6] Linden, D.E.J. (2005) “The P300: where in the brain is it produced and what does it tell us?”, *The Neuroscientist Review* **11**(6): 1073–8584.
- [7] Gevins, A.S. (1987) “Correlation analysis”, in A.S. Gevins & A. Remond (Eds.) *Methods of Analysis of Brain Electrical and Magnetic Signals*, Elsevier, Amsterdam: 355–403.
- [8] Coles, Gratton y Fabiani (1990) “Event-related brain potentials”, in J.T. Cacioppo & L.G. Tassinary (Eds.) *Principles of Psychophysiology*, Cambridge University Press, Cambridge, MA.
- [9] Donchin, Ritter y McCallum (1978) “Cognitive psychophysiology, The Endogenous components of the ERP”, in E. Callaway, P. Tueting & Koslow (Eds.) *Brain Event-Related Potentials in Man*, Academic Press, New York: 349–441