

Autor: Andrés García-Baquero León

Tutor: Rubén Martín Clemente

Identificación temprana de crisis epilépticas utilizando técnicas de aprendizaje automático

Proyecto Fin de Máster

Máster en Ingeniería de Telecomunicación

Dep. Teoría de la Señal y Comunicaciones

Escuela Técnica Superior de Ingeniería

Universidad de Sevilla

Sevilla, 2017

Proyecto Fin de Master

Master en Ingeniería de Telecomunicación

**Identificación temprana de crisis epilépticas utilizando técnicas de aprendizaje automático**

Autor:

Andrés García-Baquero León

Tutor:

Rubén Martín Clemente

Profesor titular

Dep. de Teoría de la Señal y Comunicaciones

Escuela Técnica Superior de Ingeniería

Universidad de Sevilla

Sevilla, 2017

Proyecto Fin de Master: Identificación temprana de crisis epilépticas utilizando técnicas de aprendizaje automático

|  |  |
| --- | --- |
| Autor: | Andrés García-Baquero León |
| Tutor: | Rubén Martín Clemente |

El tribunal nombrado para juzgar el Proyecto arriba indicado, compuesto por los siguientes miembros:

Presidente:

Vocales:

Secretario:

Acuerdan otorgarle la calificación de:

Sevilla, 2017

El Secretario del Tribunal

*A mi familia*

*A mis maestros*

Agradecimientos

Este trabajo fin de master significa el fin de mi época de estudiante como tal y sería imposible agradecer en estas líneas a todas las personas que han influido en mí en ese tiempo. Tantísimas cosas han cambiado desde el final del grado, y también con muchas dificultades, incluso para acceder al master que ahora termino. Los verdaderos artífices de todo esto no son otros que mis padres, Andres y Loreto, a los que le debo la vida y la persona que soy y que nunca podré agradecerles lo suficiente. También a mi hermana, Fátima, el mejor regalo que mis padres me dieron.

Me gustaría también agradecer a toda la gente que compartió esa vida paralela de un año que fue el segundo curso del master en Milán. Sobre todo agradecer la amistad a Manu, Kike y Chamorro por hacer de ese año algo inolvidable y que quedará para el recuerdo en aquel ático de Antonio Bordoni.

La vida pasa y las cosas cambian, y yo solo quiero verla pasar junto a vosotros.

Gracias.

*Andrés García-Baquero León*

*Sevilla, 2017*

Resumen

En este proyecto se busca si es posible predecir un ataque epiléptico a partir de un encefalograma de un paciente. De este encefalograma se extrae información relativa a la señal, la cual se procesa tanto en bloques como en bandas de frecuencias y se estudian ciertas características. Esta información pasa por una Máquina de soporte vectorial, que primero aprende a diferenciar eventos y luego realiza predicciones. Así pues, gracias a la máquina de soporte vectorial se puede ver si estas características estudiadas presentan alguna particularidad en alguna banda de frecuencia concreta que signifique la llegada de un ataque epiléptico.

Abstract

The aim of this project is to seek if it is possible to predict an epileptic crisis from an encephalogram of a patient. Information about the signal is extracted from this encephalogram, which is processed in blocks as well as in frequency bands in which certain characteristics are studied. This information passes through a Vector Support Machine, which first learns to differentiate events and then makes predictions. Thus, thanks to the vector support machine, it is possible to see if these studied characteristics have any particularity in any specific frequency band that means the arrival of an epileptic crisis.

Índice

Agradecimientos i

Resumen iii

Abstract v

Índice vi

Índice de Tablas ix

Índice de Figuras xi

Notación xiii

1 Instrucciones para Cubierta y Portada 1

2 Estructura del Trabajo 3

2.1. Preliminares 3

2.1.1 Cubierta 3

2.1.2 Portada 3

2.1.3 Resumen 3

2.1.4 Prefacio o Introducción 4

2.1.5 Índice y/o Índice general 4

2.1.6 Lista de ilustraciones y tablas 4

2.1.7 Lista de abreviaturas y símbolos 4

2.1.8 Glosario 4

2.2. Texto principal 4

2.3. Bibliografía 4

2.4. Anexos 5

3 Uso de Estilos 7

3.1. Secciones 7

3.1.1. Subsección 7

3.1.2. Otra subsección 7

3.2. Otra sección 8

4 Otro Capítulo 11

4.1. Estilos de un documento 11

4.2. Títulos y Referencias Cruzadas 12

4.3. Versiones y Sistemas Operativos 12

4.3.1. Macintosh 12

4.4. Texto en inglés 13

4.5. Elementos básicos de un libro 13

4.6. Símbolos y fórmulas 13

4.7. Ecuaciones y MathType® 13

4.7.1. Fuentes 14

4.7.2. Epígrafes o citas célebres 14

4.7.3. Figuras y tablas 14

4.7.4. Hiperenlaces 15

4.7.5. Tabla de contenido 16

4.7.6. Índice de figuras, tablas y otros elementos 16

4.7.7. Formatos de páginas 16

4.7.8. Teoremas y otros elementos similares 16

4.7.9. Ejemplos 17

4.7.10. Índices de palabras y glosarios 17

4.8. Antes del documento 17

4.9. Fuente del texto 18

4.10. Cubierta 18

Referencias 19

Índice de Conceptos 21

Glosario 22

# **Índice de Tablas**

Tabla 2–1. Tipos de transmisión y frecuencia central 8

Tabla 3–1 Tipos de transmisión y frecuencia central 15

# **Índice de Figuras**

Figura 2‑1. Esto es el pie de la figura. 8

Figura 3‑1. Pie de figura 15

Notación

|  |  |
| --- | --- |
| A\* | Conjugado |
| c.t.p. | En casi todos los puntos |
| c.q.d. | Como queríamos demostrar |
| ∎ | Como queríamos demostrar |
| e.o.c. | En cualquier otro caso |
| e | número e |
| IRe | Parte real |
| IIm | Parte imaginaria |
| sen | Función seno |
| tg | Función tangente |
| arctg | Función arco tangente |
| sen | Función seno |
| sin*xy* | Función seno de *x* elevado a *y* |
| cos*xy* | Función coseno de *x* elevado a *y* |
| Sa | Función sampling |
| sgn | Función signo |
| rect | Función rectángulo |
| Sinc | Función sinc |
| ∂y ∂x  *x*◦ | Derivada parcial de *y* respecto  Notación de grado, *x* grados. |
| Pr(*A*) | Probabilidad del suceso *A* |
| SNR | Signal-to-noise ratio |
| MSE | Minimum square error |
| : | Tal que |
| < | Menor o igual |
| > | Mayor o igual |
| \ | Backslash |
| ⇔ | Si y sólo si |

# Introducción

*“Si tú eres un buen comandante, oblígame a luchar, aunque no quiera”*.

- Cayo Mario, militar y político romano, tercer fundador de Roma -

E

l ser humano siempre se ha preocupado por las situaciones impredecibles que acaecen en su alrededor. El objetivo de las grandes mentes de la antigüedad ha sido no otro que la búsqueda del porqué de estas situaciones y llegado el caso evitarlo, si es posible o minimizar sus consecuencias.

Desde las más visibles como los terremotos hasta las más concretas como las enfermedades. Una de estas últimas más visible e incomprensible al ser humano primitivo era la epilepsia.

Hasta que la ciencia no descubrió la electricidad y el estudio del cuerpo humano no fue considerado como ámbito científico no se vieron avances en esta faceta. Además, el desconocimiento que ha habido sobre la epilepsia ha hecho que siempre sea visto de forma recelosa.

Mucho se ha avanzado desde entonces afortunadamente.

En este proyecto trato de añadir un pequeño grano de arena a este tema desde un punto de vista tecnológico, usando técnicas de procesado de señal.

## Organización del proyecto

La división del proyecto será la siguiente:

* Señal del encefalograma:

En este capítulo se describe la señal que produce el encefalograma, información general sobre la epilepsia y el funcionamiento eléctrico del cerebro.

* Selección de características

En este capítulo se describen las características escogidas del encefalograma.

* Máquina de soporte vectorial

En este capítulo se describe la máquina de soporte vectorial desde el punto de vista teórico, además de la aplicación Matlab que la realiza.

* Análisis discriminante de Fisher

En este capítulo se describe el discriminante de Fisher desde el punto de vista teórico.

* Pruebas

En este capítulo se describen las pruebas realizadas para comprobar el funcionamiento.

* Resultados

En este capítulo se comentan los resultados de las pruebas realizadas.

## Base de datos

Esta base de datos ha sido recogida del Hospital Infantil de Boston y consiste en grabaciones de EEG de sujetos pediátricos con crisis intratables. Los sujetos fueron monitorizados hasta varios días después de la retirada de la medicación anti-convulsión con el fin de caracterizar sus crisis y evaluar la necesidad de la intervención quirúrgica.

Se recolectaron grabaciones agrupadas en 23 casos, de 22 sujetos (5 varones, edades 3-22 y 17 mujeres, edades 1,5-19).

Cada caso (chb01, chb02, etc.) contiene entre 9 y 42 archivos continuos de un solo sujeto. Las limitaciones de hardware resultaron en espacios entre archivos numerados consecutivamente, durante los cuales las señales no fueron registradas; en la mayoría de los casos, los vacíos son de 10 segundos o menos, pero ocasionalmente hay vacíos mucho más largos. Con el fin de proteger la privacidad de los sujetos, toda la información médica protegida (PHI) en los archivos originales ha sido reemplazada con información sustituta en los archivos proporcionados aquí. Las fechas en los archivos originales han sido reemplazadas por fechas sustitutivas, pero las relaciones de tiempo entre los archivos individuales pertenecientes a cada caso se han conservado. En la mayoría de los casos, los archivos contienen exactamente una hora de señales EEG digitalizadas, aunque las pertenecientes al caso chb10 tienen una duración de dos horas y las correspondientes a los casos chb04, chb06, chb07, chb09 y chb23 tienen una duración de cuatro horas; ocasionalmente, los archivos en los que se registran las incautaciones son más cortos.

Todas las señales se muestrearon a 256 muestras por segundo con una resolución de 16 bits. La mayoría de los archivos contienen 23 señales EEG (24 o 26 en algunos casos). Para estas grabaciones se utilizó el sistema internacional 10-20 posiciones de electrodos en el EEG. En algunos registros, también se registran otras señales, como una señal de ECG en los últimos 36 archivos pertenecientes al caso chb04 y una señal de estímulo del nervio vagal (VNS) en los últimos 18 archivos pertenecientes al caso chb09. En algunos casos, se intercalaron hasta 5 señales "falsas" (denominadas "-") entre las señales EEG para obtener un formato de visualización fácil de leer; estas señales ficticias pueden ser ignoradas.

En este proyecto se han usado los sujetos chb01, chb02, chb03, chb05 y chb06. Los archivos de cada sujeto se han seleccionado aleatoriamente.

# Señal del encefalograma

*“No basta adquirir sabiduría, es preciso además saber usarla”*

*-Cicerón-*

E

n este capítulo se presenta una breve introducción a las señales del electroencefalograma (EEG). En primer lugar, se introducen conceptos generales sobre el cerebro, para luego realizar una descripción de las señales de EEG y la encefalografía.

Se presenta también una breve descripción de las señales de EEG de enfermos con epilepsia, y sus características particulares durante la crisis.

Finalmente se presentan las señales de EEG que se utilizarán a lo largo de la tesis para aplicar las técnicas de procesamiento estudiadas, haciendo una breve descripción de sus características.

## Introducción

El electroencefalograma (EEG) es el registro de la actividad eléctrica de las neuronas del encéfalo. Dicho registro posee formas muy complejas que varían mucho con la localización de los electrodos y entre individuos, más adelante explicaré como se determina la localización de los electrodos. Esto es debido al gran número de interconexiones que presentan las neuronas y por la estructura no uniforme del encéfalo.

Cabe añadir que el electroencefalograma es una técnica diagnóstica fácil de realizar, barata y no es invasiva.

## Cerebro

El encéfalo es un órgano esencial del cuerpo humano, controla funciones tales como la respiración, la vista, el tacto, el movimiento, la temperatura, y todos los procesos que regulan nuestro cuerpo. Está contenido en el cráneo y se compone de tres partes bien diferenciadas: el tronco cerebral, el cerebelo y el cerebro, cuya superficie externa es conocida como corteza cerebral (Figura 1).

La corteza cerebral presenta un conjunto de prominencias: circunvoluciones y cisuras. La forma y la ubicación de las mismas pueden variar de una persona a otra; sin embargo son utilizadas para delimitar las diferentes zonas o regiones del cerebro. La más importante es la denominada cisura longitudinal, que divide al cerebro en los hemisferios derecho e izquierdo. A su vez, cada hemisferio se subdivide en cuatro lóbulos: el frontal, el parietal, el temporal y el occipital (Figura 1).

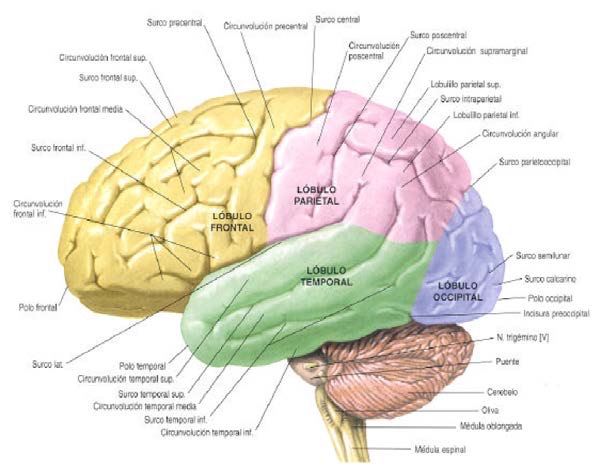


Figura 1 - Morfología del cerebro humano

Cada una de las áreas de la corteza cerebral es responsable de funciones específicas. Así por ejemplo, los lóbulos parietales contienen un detallado mapa de la sensibilidad, los lóbulos occipitales se encargan de la visión, los temporales del oído, y los lóbulos frontales son los encargados de un gran número de funciones, como resolver problemas complejos o controlar la actividad muscular.

En particular, el área responsable de los movimientos voluntarios de los músculos del cuerpo se localiza delante de la cisura Central, y se le conoce como corteza motora primaria, mientras que por detrás de dicha cisura se encuentra la corteza sensorial primaria, responsable del análisis y percepción del sentido del tacto (Figura 2).

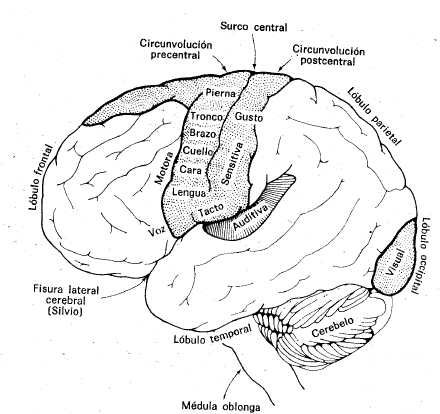


Figura 2 - Corteza cerebral

## Actividad eléctrica cerebral

La actividad eléctrica del cerebro está formada por biopotenciales, que se originan en la membrana externa de las células excitables, tales como las que componen el tejido nervioso o muscular. Estas señales eléctricas son de naturaleza iónica.

La frecuencia de la actividad eléctrica espontánea del cerebro, refleja tanto las propiedades intrínsecas de las membranas de una neurona, como la organización e interconectividad de la red a la que pertenecen. Estas redes pueden ser del tipo local, y estar formadas por neuronas de una región de la corteza cerebral, o bien estar distribuida por diferentes partes del cerebro, abarcando un gran número de neuronas. La actividad sincrónica de un gran número de neuronas produce señales eléctricas de mayor amplitud y baja frecuencia, como por ejemplo el ritmo cerebral alfa. Por el contrario, cuando el numero de neuronas sincronizadas es menor y se encuentran en una región más localizada, se manifiestan a mayores frecuencias y con menores amplitudes, como los ritmos beta o gamma.

Esta actividad eléctrica se propaga a través del tejido circundante y se detecta con los electrodos que cumplen la función de transductores, convirtiendo las corrientes iónicas en corrientes electrónicas, para su posterior procesamiento.

## El espectro del EEG

El espectro de frecuencias de las señales electroencefalográficas se extiende desde algunas décimas de Hz hasta aproximadamente 100 Hz. En el análisis espectral de señales de EEG, se definen ciertas bandas de importancia clínica que se denominan con las letras griegas y . Sin embargo con el paso del tiempo se han ido descubriendo nuevos ritmos que en algunos casos comparten estas bandas de frecuencias, y se diferencian en características como localización o funciones del cerebro.

Si bien estas bandas no tienen límites precisos abarcan aproximadamente los siguientes intervalos:

|  |  |
| --- | --- |
|  | < 4 Hz |
|  | 4-8 Hz |
|  | 8-12 Hz |
|  | 12-32 Hz |
|  | > 32 Hz |
|  | 8-13 Hz |

Tabla 1 - Bandas espectrales usadas en EEG

Si bien en aplicaciones clínicas se utilizan fundamentalmente la zona de bajas frecuencias, actualmente también son motivo de interés las componentes de alta frecuencia, especialmente alrededor de 40 Hz

La distribución espectral de la energía de las señales de EEG depende de la actividad mental en ejecución. En la Figura 3 se muestran espectros típicos de EEG. Corresponden a registros tomados con electrodos superficiales en la zona occipital con ojos abiertos y con ojos cerrados sobre un ancho de banda de 32 Hz. Se puede observar, en ambos casos, una predominancia de la banda alfa.

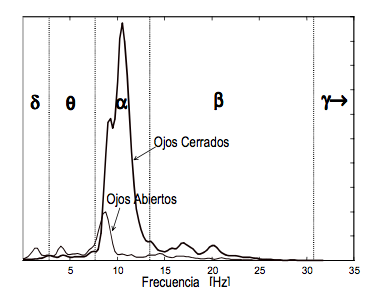


Figura 3 - Espectro de la señal EEG

### Banda delta

Es un ritmo de gran amplitud y baja frecuencia. Se encuentran típicamente entre 0,5 y 3,5 Hz y presenta amplitudes de 20 a 200 μV. Se encuentra en individuos adultos sanos, exclusivamente durante el sueño profundo. En caso de detectarse en una persona despierta, puede indicar que existe algún tipo de anormalidad en el cerebro.

### Banda theta

Este ritmo es en general menos común que los demás. Se presenta en la banda de 4 a 7 Hz, con amplitudes que oscilan entre 20 y 100 μV. Se encuentra presente con mayor frecuencia en niños. En adultos sanos, se pueden detectar en estado de adormecimiento y sueño. Se registra en el lóbulo temporal.

### Banda alfa

El ritmo alfa se manifiesta principalmente en la banda de frecuencias de 8 a 13 Hz, con amplitudes que oscilan entre 20 y 60 μV. Se encuentran en el electroencefalograma de la mayoría de los adultos sanos, con los ojos cerrados o con reposo visual, despiertos con un estado metal tranquilo y de reposo. El ritmo alfa es bloqueado o atenuado por la atención, especialmente visual y esfuerzo mental o físico. Durante el sueño profundo también desaparecen las ondas alfa. Se observa principalmente en la zona posterior de la cabeza, en el área occipital, parietal y la región temporal posterior.

### Banda mu

Se manifiesta en la banda de 8 a 13 Hz y su amplitud es menor a 50 μV. Si bien sus características de frecuencia y amplitud son similares a los del ritmo α, presenta características topográficas y fisiológicas claramente diferentes. El ritmo μ se detecta en la corteza motora primaria, bloqueándose con la realización de movimientos o estímulos táctiles y visuales; e incluso con la imaginación o preparación de un movimiento

### Banda beta

Es un ritmo irregular, con frecuencias entre 13 y 30 Hz. Su amplitud aproximada está entre 2 y 20 μV. Suele asociarse a un estado de concentración mental. Se detecta principalmente en la región central y frontal del cuero cabelludo, cerca o sobre la corteza motora primaria. Son comunes cuando la persona está envuelta en actividad mental o física. La banda central de este ritmo está relacionada con el movimiento de las extremidades, tomando sus valores de amplitud máximos algunas centésimas de segundo luego de la realización de un movimiento.

### Banda gamma

Este ritmo se manifiesta a frecuencias mayores a los 30 Hz y amplitudes entre 5 y10 μV. Es una actividad armónica que se presenta como respuesta a estímulos sensoriales, como sonidos contundentes o luces intermitentes. Esta actividad se puede observar en una zona extensa de la corteza cerebral, manifestándose principalmente en la zona frontal y la central.

## Encefalografía

Primeramente, resulta interesante conocer por qué se suele elegir el electroencefalograma como método de medida de la actividad cerebral. Teniendo en cuenta la Figura 4, que muestra una clasificación de las diferentes técnicas de captura de la actividad cerebral en función de la resolución espacio-temporal que requieren, se observa cómo el EEG es de los menos invasivos. Aparte, ofrece las mejores prestaciones en relación calidad-precio y su fabricación es sencilla.

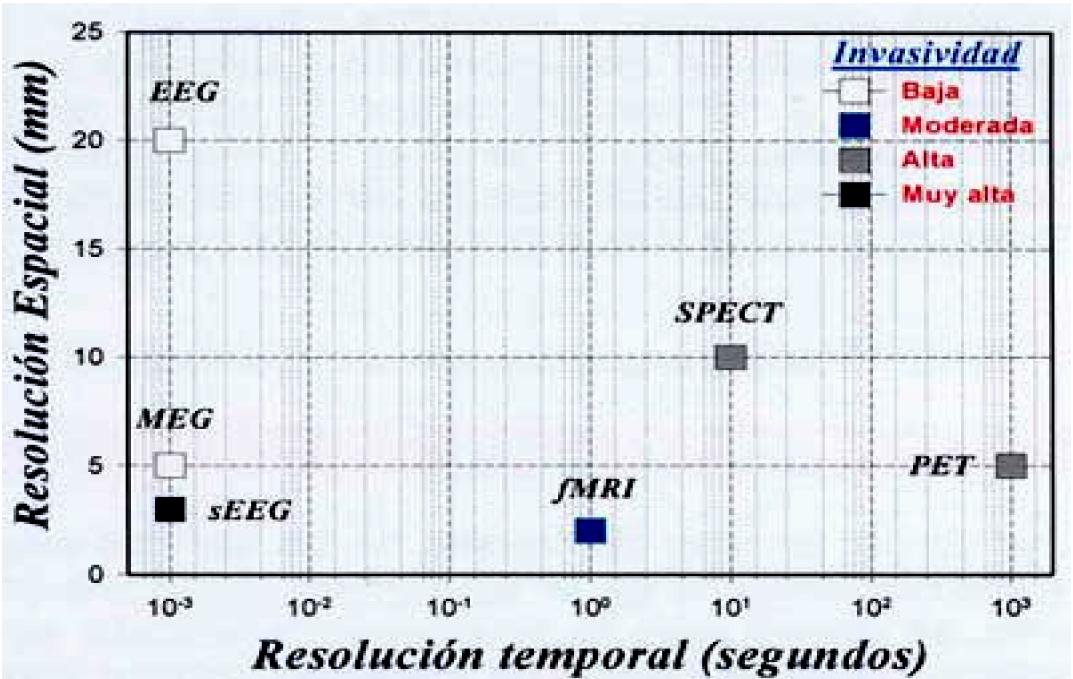


Figura 4 - Técnicas de captura de la actividad cerebral

La electroencefalografía es uno de los métodos electro-fisiológicos más antiguos de la ciencia moderna, datando de 1924 por Hans Berger. En 1929, él mismo fue capaz de constatar la existencia de los ritmos alfa y beta en sus análisis de los EEGs. El EEG está basado en las corrientes de naturaleza iónica existentes en la corteza cerebral, que son resultado de la actividad cerebral y pueden ser capturadas con unos electrodos colocados en el exterior del cráneo. Anteriormente, estas corrientes iónicas tienen que ser convertidas a eléctricas, condición necesaria para que los electrodos metálicos puedan transportar la corriente hasta el amplificador de instrumentación. Para maximizar la eficiencia de la transducción iónica a eléctrica, normalmente se usa un electrolito en contacto con la piel y un electrodo de oro, plata o algún derivado químico. La señal eléctrica recogida, se amplifica y se representa en formas de ondas a lo largo del tiempo (ver Figura 5).



Figura 5 - Ejemplo de un encefalograma

El EEG se encarga de leer el sistema nervioso y a partir de él, se analiza la información. El sistema nervioso es un conjunto de tejidos dentro de nuestro cuerpo, encargados de captar y procesar rápidamente las señales internas y externas, tomando el control y coordinación sobre los demás órganos, para así, lograr una oportuna y eficaz interacción con el medio ambiente cambiante. La unidad básica del sistema nervioso es la neurona, la cual tiene la capacidad de comunicarse eléctricamente con otras células, sean éstas nerviosas o no. La información viaja entre neuronas por medio de impulsos eléctricos que se transmiten de unas neuronas a otras. Estos impulsos, se reciben de otras neuronas en las dendritas y pasan a través de la neurona hasta ser conducidas por el axón a los terminales de salida, los cuales pueden conectarse con otra neurona, fibras musculares o glándulas (ver Figura 4).

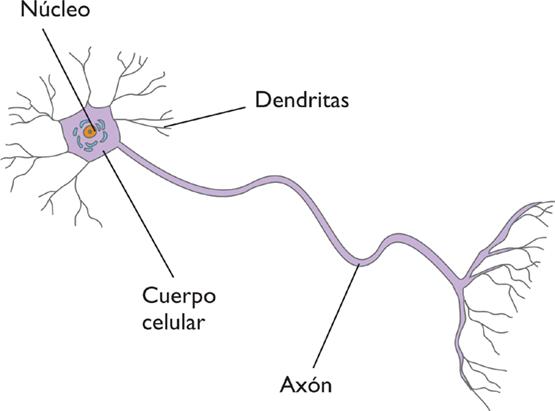


Figura 6 - Partes de la neurona

Cuando se produce un estímulo externo, el sistema nervioso actúa de la siguiente manera: El estímulo es recibido en alguna región sensorial capturando alguna información, la cual es transportada por el sistema nervioso (a través de las neuronas) hasta una componente integradora en donde se analiza. Esta componente elabora la respuesta, que es conducida a través de las neuronas hacia fibras musculares (respuesta motora) o hacia glándulas (secreción glandular). Hay que tener en cuenta que la actividad cerebral es producida por un número muy elevado de neuronas (aproximadamente cien mil millones en un cuerpo humano medio) y cada una de las tareas que nuestro cuerpo puede realizar, provoca una actividad cerebral con forma e intensidad diferentes, además de zonas del sistema nervioso.

## Epilepsia

La epilepsia es un trastorno crónico del sistema nervioso central que predispone al individuo a experimentar crisis recurrentes. Una crisis es una repentina y transitoria distorsión de la actividad eléctrica del cerebro que produce ciertos síntomas. El rango de estos síntomas pueden variar desde un lapsus en la atención, alucinaciones sensoriales, o incluso una convulsión general del cuerpo.

La epilepsia no es un único trastorno, sino una familia de síndromes que comparten características en las crisis. Este trastorno puede resultar de una mutación heredada en un mecanismo molecular que regula el comportamiento de la neurona, la migración o la organización. Alternativamente, puede desarrollarse como resultado del trauma cerebral como un duro golpe en la cabeza, un golpe, una infección cerebral o una neoplasia de cerebro.

Cincuenta millones personas por todo el mundo están diagnosticadas de epilepsia. En los Estados Unidos la epilepsia afecta a 3 millones de personas y es el tercer desorden neurológico más común después del Alzheimer y el ataque cerebrovascular. En España los diagnosticados son unos 400.000.

### Algoritmos y aplicaciones de detección de crisis

Un detector de crisis puede clasificarse como un detector de aparición de convulsiones o un detector de eventos de crisis. El propósito de un detector de aparición de convulsiones es reconocer que una convulsión ha comenzado con la menor tardanza posible, pero no necesariamente con la mayor precisión posible. Por el contrario, el propósito de un detector de eventos de convulsiones es identificar convulsiones con la mayor precisión posible, pero no necesariamente con la menor tardanza. Los detectores de aparición de convulsiones son adecuados para aplicaciones que requieren una respuesta rápida a una convulsión, mientras que los detectores de eventos de convulsiones son adecuados para aplicaciones que requieren una buena tasa de precisión en un período de tiempo.

### Dificultad de la detección de crisis epilépticas

La detección de aparición de convulsiones y la detección de eventos de crisis se obtienen normalmente mediante el análisis del electroencefalograma (EGG). El EEG se mide utilizando electrodos no invasivos. Cuando éstos están dispuestos en el cuero cabelludo de un individuo. se conoce como ‘EEG en el cuero cabelludo’; y cuando se mide con electrodos colocados en la superficie del cerebro o dentro de sus profundidades se denomina ‘EEG intracraneal’.

La propiedad del EEG en el cuero cabelludo y EEG intracraneal que más complica la tarea de detección es su variabilidad en las personas con epilepsia, tanto en los estados sin crisis como con crisis. Por lo general, el inicio de una convulsión, un conjunto de canales del EEG desarrolla actividad rítmica que refleja la sincronía neuronal subyacente. Tanto la ubicación de los canales de EEG involucrados, así como el contenido espectral de la actividad rítmica varía según los individuos. Además, la forma del EEG durante una crisis de un paciente puede que se asemeje la forma de un EEG normal, sin convulsiones.

En el EEG en el cuero cabelludo la tarea de detección de crisis se complica aún más por las propiedades físicas de la señal. En el EEG en el cuero cabelludo es más sensible a la actividad de las neuronas en la superficie del cerebro; en consecuencia, la actividad de neuronas de las estructuras cerebrales profundas casi no influye en el EEG en el cuero cabelludo. Cuando la red neuronal epiléptica es profunda dentro del cerebro, el EEG en el cuero cabelludo puede reflejar secuelas físicas de la convulsión, como el parpadeo repetitivo del ojo o contracciones musculares, que reflejan actividad neuronal sincrónica. Las crisis de este tipo son difíciles de detectar con alta precisión y baja latencia en actividades tales como parpadeo de ojos y las contracciones musculares que se observan rutinariamente en un individuo diariamente.

Otra propiedad de EEG en el cuero cabelludo que hace difícil la detección de crisis es su susceptibilidad a la contaminación por fuentes no fisiológicas. La influencia de los cables de electrodos, alteraciones en la interfaz electrodo-piel y el acoplamiento de los armónicos de AC de la maquinaria eléctrica pueden producir cambios espectrales que afectan el funcionamiento de un detector de crisis.

# Selección de características

“*La historia ofrece el medio mejor de preparación para los que han de tomar parte en los asuntos públicos.*”

- Polibio, Historiador griego -

En este capítulo se analizarán las características que se han obtenido a partir de los archivos de la base de datos descrita en el capítulo uno. El archivo está compuesto por 23 señales distintas, cada una con la información de un electrodo diferente.

## Introducción

Se han definido primeramente unos filtros de Chevyshev para separar la matriz de datos en las bandas de frecuencias descritas en el capítulo anterior.

Después, los datos se han procesado en forma de bloques, cada bloque de manera totalmente independiente al siguiente. La división del archivo en bloques se ha hecho para extraer las características de cada bloque. Esto servirá para ver la evolución del paciente a lo largo del tiempo y así ver si es posible prever el ataque. Se ha dejado una ventana de superposición modificable para estudiar el comportamiento de valores próximos al de la división del bloque (línea azulada en la figura).

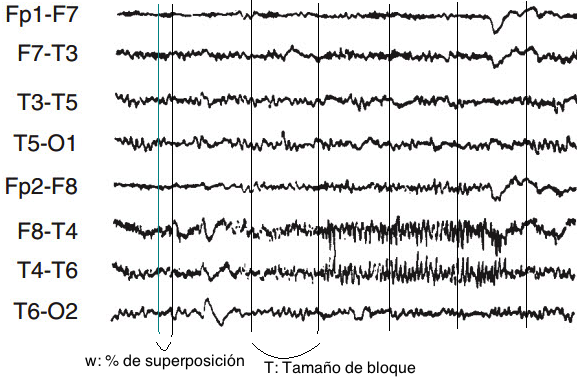


Figura 7 - División en bloques

La matriz de cada característica procesada ha sido creada a partir de la información propia de cada bloque. Es decir, la matriz de la media por ejemplo será de 23 filas por N columnas. Siendo 23 el número de señales del encefalograma y N el número de bloques en el cual se han dividido los datos.

Las características que se han estudiado son las siguientes:

## Coeficiente de asimetría

Se ha calculado el coeficiente de asimetría de cada señal del encefalograma en cada bloque de medición de estudio para cada banda de frecuencia. En este caso tenemos una matriz de 23 por N, siendo N el número de bloques. Se ha calculado con la función Matlab *skewness*. Estos valores han sido introducidos en la matriz *fisher*, para cada banda de frecuencia.

### Definición

Las medidas de asimetría son indicadores que permiten establecer el *grado de simetría* (o asimetría) que presenta una distribución de probabilidad de una variable aleatoria sin tener que hacer su representación gráfica. Como eje de simetría consideramos una recta paralela al eje de ordenadas que pasa por la media de la distribución. Si una distribución es simétrica, existe el mismo número de valores a la derecha que a la izquierda de la media, por tanto, el mismo número de desviaciones con signo positivo que con signo negativo. Decimos que hay asimetría positiva (o a la derecha) si la "cola" a la derecha de la media es más larga que la de la izquierda, es decir, si hay valores más separados de la media a la derecha. Diremos que hay asimetría negativa (o a la izquierda) si la "cola" a la izquierda de la media es más larga que la de la derecha, es decir, si hay valores más separados de la media a la izquierda.

La medida de asimetría más utilizada parte del uso del tercer momento estándar. La razón de esto es que nos interesa mantener el signo de las desviaciones con respecto a la media, para obtener si son mayores las que ocurren a la derecha de la media que las de la izquierda.

El coeficiente de asimetría de Fisher, representado por {\displaystyle \gamma \_{1}}, se define como:

donde {\displaystyle \mu \_{3}} es el tercer momento en torno a la media y {\displaystyle \sigma } es la desviación estándar.

Si {\displaystyle \gamma \_{1}>0}{\displaystyle \gamma \_{1}}, la distribución es asimétrica positiva o a la derecha.

Si {\displaystyle \gamma \_{1}<0}{\displaystyle \gamma \_{1}}, la distribución es asimétrica negativa o a la izquierda.

Si la distribución es simétrica, entonces sabemos que {\displaystyle \gamma \_{1}=0}{\displaystyle \gamma \_{1}}. El recíproco no es cierto: es un error común asegurar que si {\displaystyle \gamma \_{1}=0}{\displaystyle \gamma \_{1}} entonces la distribución es simétrica (lo cual es falso).

## Curtosis

Se ha calculado el coeficiente de curtosis de cada señal del encefalograma en cada bloque de medición de estudio para cada banda de frecuencia. En este caso tenemos una matriz de 23 por N, siendo N el número de bloques. Se ha calculado con la función Matlab *kurtosis*. Estos valores han sido introducidos en la matriz *curtosis*, para cada banda.

### Definición

La medida de curtosis trata de estudiar la proporción de la varianza que se explica por la combinación de datos extremos respecto a la media en contraposición con datos poco alejados de la misma.

Una mayor curtosis implica una mayor concentración de datos muy cerca de la media de la distribución coexistiendo al mismo tiempo con una relativamente elevada frecuencia de datos muy alejados de la misma. Esto explica una forma de la distribución de frecuencias con colas muy elevadas y con un centro muy apuntado.

Un coeficiente de apuntamiento o de curtosis es el basado en el cuarto momento con respecto a la media y se define como:

donde {\displaystyle \mu \_{4}} es el 4º momento centrado o con respecto a la media y {\displaystyle \sigma } es la desviación estándar.

## Potencia

Se ha calculado la potencia de cada señal del encefalograma en cada bloque de medición de estudio para cada banda de frecuencia. En este caso tenemos una matriz de 23 por N, siendo N el número de bloques. Se ha calculado con la función Matlab *obw*. Estos valores han sido introducidos en la matriz *potencia*, para cada banda. Al ser varianza y potencia redundantes y ser un cálculo importante, se ha calculado como comprobación de ésta por otro método.

## Filtrado

Como se ha comentado en la introducción, se han definido unos filtros de Chevyshev para separar la matriz de datos en las bandas de frecuencia más relevantes.

### Descripción del filtro de Chevyshev

Con los filtros de Chebyshev se consigue una caída de la respuesta en frecuencia más pronunciada en frecuencias bajas debido a que permiten rizado en alguna de sus bandas (paso o rechazo). A diferencia del Filtro de Butterworth donde los polos se distribuyen sobre una circunferencia, los polos del filtro Chebyshev lo hacen sobre una elipse; sus ceros se encuentran en el eje imaginario.

El tipo de filtro usado es el filtro de Chevyshev de tipo I que son filtros que únicamente tienen polos, presentan un rizado constante en la banda pasante y presentan una caída monótona en la banda de rechazo. La respuesta en frecuencia es:

donde N es el orden del filtro, {\displaystyle \Omega \_{c}} es la frecuencia de corte, {\displaystyle \Omega } es la frecuencia analógica compleja ({\displaystyle \Omega }) y {\displaystyle T\_{N}(x)} es el polinomio de Chebyshev de orden N, que se define como: .

estos filtros la frecuencia de corte no depende de N y el módulo de su respuesta en frecuencia oscila (rizado) entre 1 y {\displaystyle 1 \over {\sqrt {1+\epsilon ^{2}}}}.

# Máquina de soporte vectorial

“Ten presente que los hombres, hagas lo que hagas, siempre serán los mismos.”

- Marco Aurelio, Emperador Romano -

E

n este apartado se presenta el algoritmo de funcionamiento de la máquina de soporte vectorial (SVM). Para tener una idea general de SVM, primero se deberá hablar de los conceptos de margen y “hueco” dentro de la idea de separar datos. Luego, se hablará del clasificador de margen óptimo, donde se introducirá la digresión sobre la dualidad de Lagrange. También se verá la aplicación en kernels, que dan un buen ejemplo de aplicación eficiente de SVMs y, por último, se comentará el algoritmo SMO, que da una implementación eficiente de SVMs.

## Márgenes

Considere la regresión logística, donde la probabilidad es modelada por. Entonces predeciríamos "1" en una entrada x si y sólo, o equivalentemente, si y sólo si Considere un ejemplo positivo (y = 1). Cuanto mayor sea , más grande se vuelve, y por lo tanto también es mayor nuestro grado de confianza. Así, se puede pensar que nuestra predicción de que es más probable cuando. Similarmente, pensando esto se podría afirmar que . Dado un conjunto de ejemplo, de nuevo parece que se habrían encontrado un buen ajuste para los datos del ejemplo si se puede encontrar para que cuando y cuando ya que esto reflejaría una posición muy fiable para cualquier ejemplo de entrenamiento.

Para una descripción visual diferente, considere la siguiente figura 8, en la que representa ejemplos positivos, y denota ejemplos negativos, el límite de decisión (la línea dada por la ecuación , también llamado el hiperplano de separación), además de tres puntos etiquetados como A, B y C.

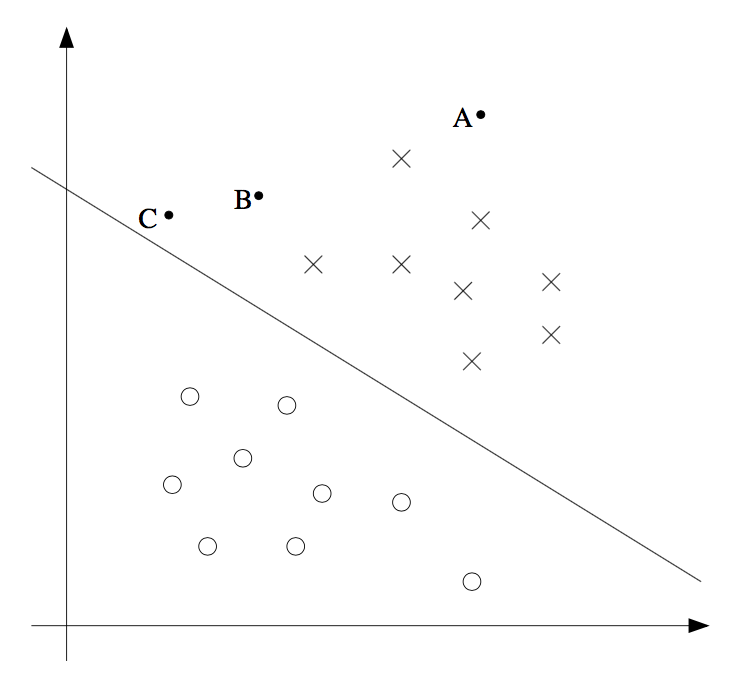


Figura 8 - ejemplo de margen

Se observa que el punto A está muy lejos del límite de decisión. Si se nos pide hacer una predicción para el valor del punto A en la coordenada , parece ser que muy probablemente que Por el contrario, el punto C está muy cerca del límite de decisión, parece lógico pensar que mientras no haya cambios el valor de sea 1, sin embargo un ligero cambio en su posición nos incitaría a cambiar nuestra predicción e valdría 0. Por lo tanto, tenemos mucha más confianza en nuestra predicción en A que en C. El punto B se encuentra entre estos dos casos, y más ampliamente, vemos que si un punto está muy lejos del hiperplano de separación, entonces podemos estar significativamente más seguros en las predicciones. Una vez más, se podría pensar que sería bueno si dado un conjunto de ejemplos, logramos encontrar un límite de decisión que nos permita hacer predicciones con mucha seguridad (lejos del límite de la decisión).

## Notación

Para facilitar nuestra discusión sobre las SVM, primero debemos introducir una nueva notación para hablar de su clasificación. Se considerará un clasificador lineal para el problema de clasificación binaria con etiquetas y características . A partir de ahora, usaremos (en lugar de {0, 1}) para denotar las etiquetas de clase. Además, en lugar de parametrizar nuestro clasificador lineal con el vector , se utilizará los parámetros , , y nuestro clasificador será como

Aquí, , y de lo contrario. Esta notación con y nos permite tratar explícitamente el término de intercepción b de forma separada de los otros parámetros. Así, toma el papel de, y toma el papel de . Obsérvese también que, a partir de nuestra definición de anterior, nuestro clasificador predecirá directamente 1 o -1 sin pasar por la etapa intermedia de estimar la probabilidad de que sea 1.

## Margen funcional y geométrico

Formalicemos la notación para los márgenes funcionales y geométricos. Dado un conjunto de ejemplo , definimos el margen funcional de con respecto al ejemplo

Nótese que si =1 entonces el margen funcional será grande, y por lo tanto nuestra predicción será fiable. Se necesitará por tanto un termino grande y positivo. Por el contrario, si= -1, entonces el margen funcional será también grande y el termino grande y negativo. Además, si , entonces nuestra predicción en el ejemplo es correcta. Por lo tanto, un margen funcional grande representa una predicción fiable.

Para un clasificador lineal dado (tomando valores en el intervalo {-1,1}), sin embargo se tiene una propiedad del margen funcional que no lo hace buen medidor de fiabilidad. Dado , nótese que si se reemplaza por y por , entonces se obtiene , que no haría cambiar en absoluto. Tanto como , dependen solamente del signo no de la magnitud del término Sin embargo, remplazar por tambien significa multiplicar nuestro margen funcional por un factor de 2. Así, parece que explotando el grado de libertad de la escala de se puede hacer el margen funcional arbitrariamente grande sin cambiar nada signifitivamente. Intuitivamente, puede que tenga sentido imponer algún tipo de condición de normalización tal como , sustituyendo por .

Dado un conjunto de ejemplo defieniendo también el margen funcional de con respecto a como el menor de los márgenes funcionales de los conjuntos de ejemplos. Entonces se puede denotar como:

.

Considere la figura siguiente:

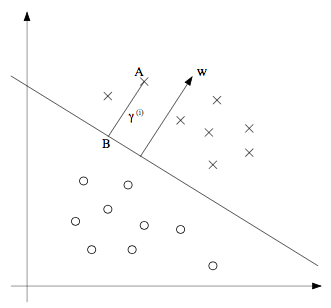


Figura 9 - Margen geométrico

El límite de decisión correspondiente a se muestra como un plano ortogonal al vector

Considere el punto A, el cual representa la entrada de algunos ejemplos con la etiqueta Su distancia al limite de decisión está dada por el segmento AB. Cómo se puede hallar el valor de ya que es un vector de longitud unidad apuntando a la misma dirección que Cómo A representa se tiene entonces que el punto B está dado por . Pero este punto está situado justo en el límite de decisión, y todos los puntos sobre dicho limite satisfacen la ecuación Por consiguiente,

Resolviendo para ,

Este resultado sirve para casos de ejemplos positivos en A, donde el lado positivo es el lado “correcto”. Más generalmente, se define el margen geométrico de con respecto al ejemplo :

Nótese que si , entonces el margen funcional es igual que al margen geométrico. Esto nos da una manera de relacionar estos dos tipos de márgenes. También, el margen geométrico es invariante reescalando los parámetros: si se usa por y por , entonces el margen geométrico no cambia. Debido a la invarianza de la escala de los parámetros, cuando se trata de hallar un y adecuados, se puede imponer una restricción de escala arbitraria en sin cambiar nada importante. Por ejemplo, podemos forzar que , o que , o cualquier otro puede satisfacerlo.

Finalmente, dado un conjunto de ejemplo defieniendo también el margen funcional de con respecto a como el menor de los márgenes funcionales de los conjuntos de ejemplos. Entonces se puede denotar como:

.

## Margen clasificador óptimo

Dado un conjunto de prueba, nuestro objetivo obvio es encontrar un límite de decisión que maximice el margen, ya que esto reflejaría un conjunto de predicciones del conjunto de prueba más fiable. A grandes rasgos, esto sería un clasificador que separara los datos en positivos y negativos con un gran hueco entre ellos (margen geométrico).

El problema de maximización sería el siguiente:

La restricción última asegura que el margen funcional es igual al geométrico además de garantizar un margen geométrico de al menos Por lo tanto, resolviendo este problema se asegura el margen geométrico mas amplio posible.

Lamentablemente, la última condición hace que sea inviable a nivel computacional, así que reformulamos el problema:

Aquí se maximizará , sujeto al margen funcional siendo al menos . Ya que el margen funcional y el geométrico están relacionados por , esto nos dará la respuesta que buscamos. Ahora, se introducirá una restricción de escala para con respecto al conjunto de prueba que debe ser 1:

=1

Reformulando nuestro problema, obtenemos:

Así, se ha transformado el problema en una forma que puede ser resuelta eficientemente. La solución es el margen clasificador óptimo.

Sin embargo, conviene más en este tipo de optimización el uso de la dualidad de Lagrange que se verá a continuación.

## Dualidad de Lagrange

Considere un problema de optimización de la forma:

Que puede ser usado mediante multiplicadores de Lagrange. Se define el Lagrangiano como

Donde son los multiplicadores de Lagrange. Para resolverlo trataríamos de hallar las derivadas parciales e igualarlas a cero.

y resolver para y .

Considere el siguiente problema de optimización al que llamaremos primal:

Para resolverlo, empezamos definiendo el Lagrangiano generalizado:

Donde son los multiplicadores de Lagrange. Considere también

Donde se refiere al primal. Si viola cualquier restricción del primal, entonces se verificará que

Por el contrario, si las restricciones satisfacen la relación para un valor particular de , entonces . Por lo tanto,

Así, toma e mismo valor que el objetivo en el problema para todos los valores de que satisfacen las restricciones del primal, y es infinito positivo si la restricción no se cumple. Así, si se considera el problema de minimización

Se ve que es el mismo problema que el inicial, el problema primal. Definimos el valor optimo del objetivo como

Ahora, se mirará otro problema ligeramente diferente. Se define

Aquí, hace referencia a dual. Nótese también que como en la definición de se estaba optimizando (maximizando) con respecto a , ahora se está minimizando con respecto a .

El problema dual de optimización será:

Este es exactamente el mismo que nuestro problema primal mostrado anteriormente, excepto el orden de los max y min están cambiados. También se define el valor optimo del problema dual como .

Los problemas dual y primal están relacionados de la siguiente manera

Sin embargo, bajo ciertas condiciones tenemos que ambas soluciones son iguales , asi se podría resolver el problema dual ligado al primal. Suponga y que los son convexos, y que sus restricciones son factibles, esto significa que existe algún que haga < 0 para todo i.

Bajo estas condiciones, existe tales que es la solución al problema primal, son las soluciones del problema dual y además . Tambien, tanto satisfacen la condiciones de Karush-Kuhn-Tucker (KKT), que son como siguen:

(1)

(2)

(3)

(4)

(5)

Especial atención merece la ecuación 5, que es llamada la condición complementaria dual. Implica que si entonces . Que posee gran interés para estudios posteriores.

## Clasificadores de márgenes óptimos

Previamente, definimos el problema primal de optimización para encontrar el clasificador de margen óptimo:

Con las restricciones siguientes:

.

Una restricción por cada ejemplo de prueba. Nótese que desde la condición complementaria dual (ecuación (5)), se tendrá solo para aquellos ejemplos de prueba que tengan un margen funcional igual a uno. Considere la figura siguiente, con un hiperplano separador con margen máximo mostrado con una línea sólida.

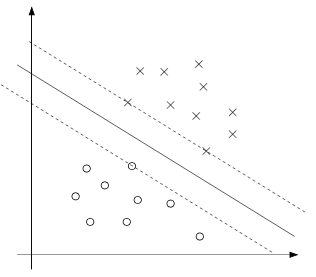


Figura 10 - hiperplano separador con margen máximo

Los puntos con los márgenes más pequeños son exactamente los más cercanos al límite de decisión, en nuestro caso son tres (uno negativo y dos positivos) que yacen sobre las líneas paralelas del límite de decisión.

Así, solo tres de los serán distintos de cero en la solución óptima de nuestro problema. Estos tres vectores son llamados vectores de apoyo del problema. El hecho de que el número de vectores de apoyo pueda ser mucho menor que el tamaño del conjunto de prueba será bastante útil.

Se tratará ahora escribir nuestro algoritmo en términos solo del producto entre puntos del espacio de entrada. Esto nos ayudará bastantante en estudios posteriores.

Si construimos el Lagrangiano para nuestro problema de optimización se tiene:

(8)

Nótese que hay solo multiplicadores y no , ya que el problema tiene solo inecuaciones como restricciones.

Para encontrar el problema dual, se necesitará minimizar con respecto a y (fijado ), para obtener , que se obtendrá mediante las derivadas parciales de con respecto a y igualando a cero. Se tendrá:

Esto implica que

(9)

Con la derivada con respecto a b, se obtiene

(10)

Si tomamos la definición de de la ecuación 9, y la unimos con el Lagrangiano de la ecuación (8) y se simplifica se obtiene

Pero con la ecuación (10) el último termino se hace cero, así pues

El problema dual de optimización se obtiene uniendo la ecuación anterior con la restricción de la ecuación 10 y el hecho de que , así se obtiene:

Se debería poder verificar que las condiciones requeridas para que y las condiciones KKT se cumplen en el problema de optimización. Así pues, se podría calcular el problema dual ligado al primal. Específicamente, maximizando luego se podrá usar la ecuación (9) para encontrar el óptimo como función de . Habiendo encontrado , considerando el problema primal, seria sencillo encontrar el valor óptimo para como

(11)

Antes de seguir, la ecuación (9) nos da el valor óptimo de en términos de . Suponga que se desea hacer una predicción en un nuevo punto de entrada . Se calcularía , y se predice si y solo si la cantidad es mayor que cero. Pero usando la ecuación (9), esta cantidad también puede ser escrita como:

(12)

(13)

Por lo tanto, si encontramos los , para hacer la predicción, se tendrá que calcular la cantidad que dependa solamente de del producto entre y los puntos del conjunto de prueba. Ademas, como se comentó anteriormente, todos los serán cero excepto los vectores de apoyo. Así, muchos términos de la suma serán cero, y solo se tendrá que calcular los términos del producto con los vectores de apoyo.

## Kernels

Para el uso de kernels se cambiará la notación para cuando las variables de entrada se introduzcan en el algoritmo. Los conjuntos de variables de entrada son mapeados a nuevos conjuntos de variables, las cuales serán llamadas entradas características. Denominaremos también al mapeo característico, el cual realiza esta conversión. En nuestro ejemplo se tiene,

Antes que aplicar SVM usando los atributos de entrada, se puede aprender ciertas carcterísticas de . Para ello, se necesita regresar al algoritmo previo y reemplazar por .

Ya que el algoritmo puede ser escrito en términos de productos , esto significa que se reemplazará por . Especificamente, dado el mapeo de , se define el kernel correspondiente

Entonces, donde antes se tenía previamente en el algoritmo, se reemplazará simplemente por , y nuestro algoritmo estará preparado para las características de .

Ahora, dado se puede calcular , hallando y y tomar el producto. Pero lo que es más interesante es que muy a menudo puede ser muy factible de calcular, aun siendo por si solo computacionalmente costoso, al ser un vector de alta dimensión. En tal caso, el uso de una forma eficiente de cálculo de en el algoritmo, ayudará a entender el espacio multidimensional usando SVM, dado por , pero sin tener que encontrar explícitamente o representar vectores de .

Sea un ejemplo. Suponga , y considere

También se puede escribir como

Así, se ve que donde el mapeo está dado (para el caso de ) por

Para un cierto Kernel, considere

Esto corresponde al mapeo característico para

donde el parámetro c controla el coeficiente relativo entre los términos (primer orden) y (segundo orden).

Más ampliamente, el kernel corresponde al mapeo característico de un espacio , correspondiente a todos los monomios del tipo que son de hasta orden . Sin embargo, a pesar de funcionar en un espacio -dimensional, calcular todavia tarda veces, y por lo tanto nunca se necesitará representar vectores en tales espacios dimensionales.

Intuitivamente, si y son muy parecidos entre sí, se podría esperar que fuese grande. Por el contrario, si y están muy separados (casi ortogonales entre sí), entonces será pequeño. Así, se podría pensar que es como alguna medida de similaridad entre y

Dicho esto, suponga que para un problema dado consigue un adecuado para que y sean similares. Por ejemplo, una elección sería

Esta es una medida razonable para tener unos y parecidos, ya que se hace 1 cuando ambos son casi iguales, y cero cuando se alejan entre sí. Se podría aceptar esta definición de como kernel en un SVM?µ En este ejemplo particular, la respuesta sería sí. Este kernel es llamado Kernel Gaussiano, y corresponde a un mapeo característico de dimensión infinita de Pero más ampliamente, dada una función , ¿como se podría decir que es un kernel válido? ¿se podría decir que hay algún mapeo característico para que para todo ?

Suponga ahora que es de hecho un kernel válido correspondiente a algún mapeo característico . Considere ahora algun conjunto finito de puntos , y sea una matriz cuadrada de orden donde la entrada ()-ésima está dada por . Esta matriz es llamada Matriz Kernel. Nótese que se ha llamado a la matriz con la misma notación que para la función kernel , debido a su obvia relación.

Ahora, si es un kernel válido, entonces , y por tanto debe ser simétrico. Además, sea el k-ésimo vector coordinado , se encuentra entonces que para cualquier vector ,

Por lo tanto, se muestra que si es un kernel válido, entonces le corresponde una matriz kernel que es simétrica semidefinida positiva. Más generalmente, esto no es necesario pero sí suficiente para que sea un kernel válido. Esto se afirma gracias al teorema de Mercer.

Queda visto la utilidad de esta idea de kernels para facilitar el estudio en SVM.

## Regularización y el caso no separable

Hasta ahora se había asumido que la información era linealmente separable. Mientras que la información mapeada a un espacio característico de altas dimensiones por generalmente incrementa la probabilidad de la separabilidad de los datos, no se garantiza que siempre sea así. También, en algunos casos no está claro si encontrar un hiperplano separador es exactamente lo que se necesita ya que sería susceptible a valores extremos. Por ejemplo, la figura de abajo a la izquierda muestra un clasificador de márgenes óptimo, y cuando se añade un solo valor extremo en la región superior izquierda (figura derecha), causa que el limite de decisión haga un oscilación significativo. El resultado es un clasificador con un margen mucho mas pequeño.

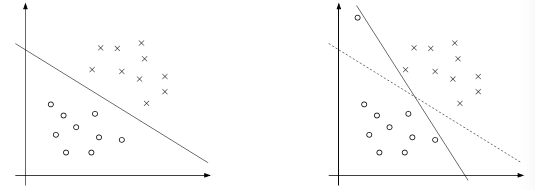


Figura 11 – Regularización y caso no separable

Para que el algoritmo funcione en situaciones de conjuntos de datos no lineales y no separables, reformulamos el problema de optimización:

Así, las muestras tendrán un margen funcional menor a uno, y si una muestra tiene un margen funcional de con , se vería como la función objetivo del problema se incrementa en . El parámetro controla el coeficiente entre los objetivos de minimizar y asegurar que la mayoría de las muestras tienen un margen funcional de al menos 1.

Como antes, reformulamos el Lagrangiano:

Donde los multiplicadores de Lagrange (limitados a positivos) son y . Despues de derivar el dual y todos los pasos posteriores y simplificar, se obtiene la forma dual del problema:

Como antes, también se tiene que expresar en términos de , como se vio anteriormente. Así, después de solucionar el problema dual se nota que el único cambio con lo anterior es el facor de la regularización pero solamente en la restricción que era originalmente ahora se convierte en . Además, las condiciones de complementariedad KKT se ven afectadas como sigue:

Lo restante es dar con el algoritmo que realmente resuelva el problema dual que se verá en el siguiente apartado.

## Algoritmo SMO

El algoritmo SMO (optimización secuencial mínimo), nos da una manera eficiente de resolver el problema dual que surge del SVM

### Coordenadas

Considere el problema sin restricciones de optimización

Aquí, se considerará que es solo una función de parámetros y que no tiene relación con el problema de SVM. El algoritmo de optimización que se considerará aquí es el llamado “subida coordinada”:

Dentro del bucle de este algoritmo, se mantendrán todas las variables excepto algunos fijos y se reoptimiza para un solo parámetro . En esta versión del algoritmo, se presenta el bucle reoptimizando las variables en orden las versiones más avanzadas del algoritmo usan otro tipo de ordenamiento.

Cuando la función resulta ser de tal forma que el argumento máximo dentro del bucle puede ser ejecutado eficientemente, entonces la subida coordinada puede ser un algoritmo bastante eficiente.

En la siguiente figura se muestra gráficamente el procedimiento del algoritmo.

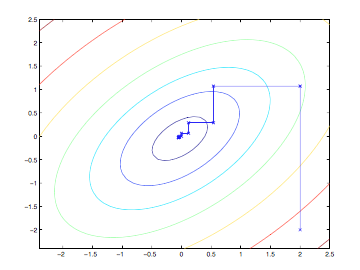


Figura 12 - Algoritmo de subida coordinada

La elipse de la figura son los contornos de una función cuadrática la cual se desea optimizar. La subida coordinada se inicializó en (2,-2), y también se muestra el camino que toma para llegar al máximo global. Nótese que en cada paso, toma un paso que es paralelo a uno de los ejes, ya que solo una variable está siendo optimizada al mismo tiempo.

### SMO

Este es el problema dual de optimización que se quiere resolver:

Se tiene un conjunto de que satisface las dos últimas restricciones. Ahora, supóngase que se quiere mantener fijas , y dar un paso de ascenso coordinado y volver a optimizar el objetivo con respecto a . Pero no supondría un gran cambio porque la restricción ultima asegura que

O, también multiplicando ambos lados por , se tiene

Por lo tanto, está exactamente determinado por los otros , y si hubiésemos dejado fijos , entonces no podríamos hacer ningún cambio a sin violar la restricción última del problema de optimización.

Por lo tanto, si quisiéramos actualizar los , deberíamos actualizar al menos dos de ellos simultáneamente para así satisfacer las restricciones. El algoritmo SMO hace lo siguiente:

1. *Seleccionar un par de y de para actualizar (usando una heurística que trata de escoger los dos que nos permitirán hacer el progreso mayor hacia el máximo global).*
2. *Reoptimiza W(α) con respecto y , mientras todas las demás (k) son fijas.*

Para probar la convergencia de este algoritmo, se puede ver si las condiciones KKT se satisfacen dentro de un *tol*. Un *tol* es el parámetro de tolerancia de convergencia, y típicamente se establece cerca de 0.01 hasta 0.001.

La razón más importante que hace de SMO un algoritmo eficiente es que la actualización de y de pueda ser calculada de forma efectiva.

Actualmente, se tiene un conjunto de configuraciones de que satisfacen las restricciones, y supóngase que se decide mantener fijos , y se quiere reoptimizar con respecto a y (sujeto a las restricciones). De esto último, se requiere que

Ya que el miembro de la derecha es fijo, se puede definir como una constante, llamémosla .

Se puede representar las restricciones en como sigue:



Figura 13 - Restricciones algoritmo SMO

De las restricciones del problema dual se sabe que estan en el rango , como se muestra en la imagen. También se ha mostrado en la imagen la línea . Nótese también que de estas restricciones se sabe que , de lo contrario (,) no podría satisfacer simultáneamente la recta y el rango de la caja. En este ejemplo, Pero dependiendo de cómo sea la línea , no será siempre el caso. Mas generalmente, habrá algún límite inferior de y algun limite superior de dentro de los posibles valores de que aseguren que estan en el rango de la caja.

Reformulando la ecuación anterior, como función de

Por lo tanto, el objetivo puede ser escrito como

Tratando a como constantes, se debería ser capaz de verificar que es una función cuadrática en . Esto puede ser expresado de la forma básica de una ecuación de segundo grado. Si ognoramos las restricciones que implican la caja, se podría fácilmente maximizar la función cuadrática haciendo su derivada cero y resolver.

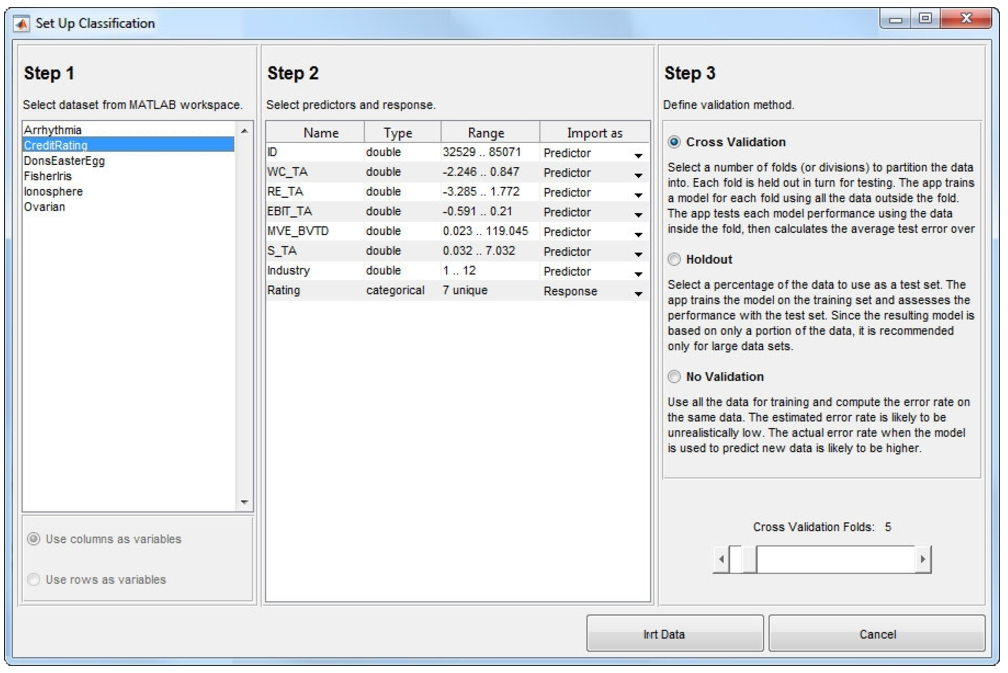
Sea el mencionado valor de . Se debería ser capaz de ver que si se hubiese querido maximizar con respecto a pero sujeto a las restricciones de la caja, entonces resultaría que el valor óptimo simplemente tomando y “recortarlo” para que entre en el intervalo para así,

Finalmente, habiendo encontrado , se puede usar la ecuación de para volver y encontrar el valor optimo de .

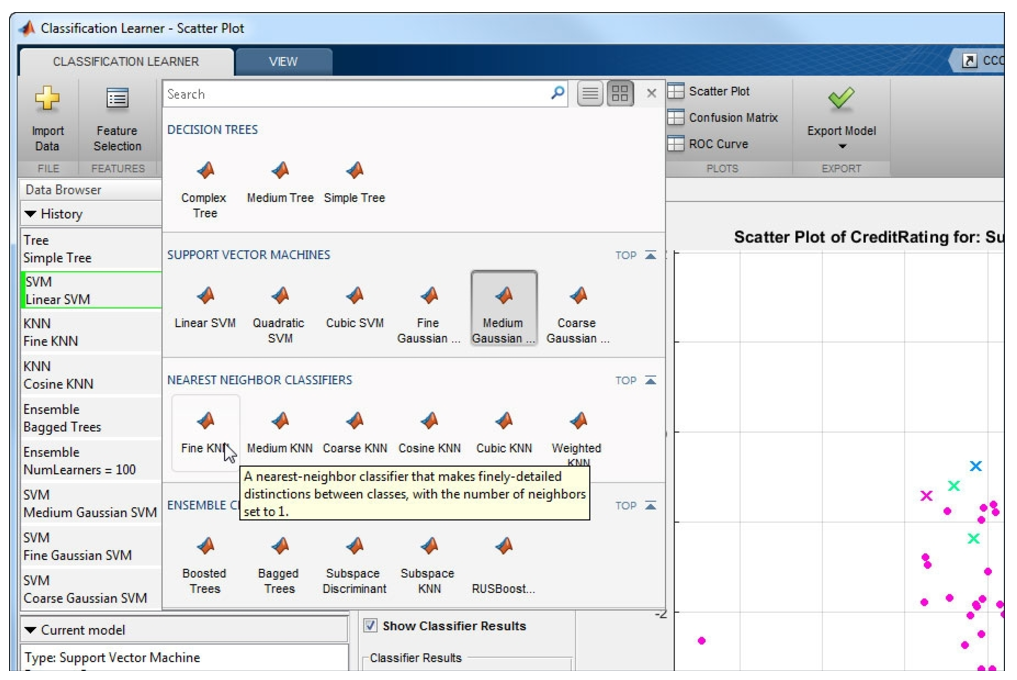
## Aplicación Matlab para MSV

Para la realización de las máquinas de soporte vectorial he escogido la aplicación que incluye Matlab llamado ‘Classification Learner’, el cual entrena modelos para clasificar datos. Utilizando esta aplicación, se puede explorar sobre el aprendizaje maquina utilizando varios clasificadores. Se pueden explorar datos, seleccionar características, especificar esquemas de validación, formar modelos y evaluar los resultados. Se puede realizar un entrenamiento automatizado para buscar el mejor tipo de modelo de clasificación, incluyendo árboles de decisión, análisis discriminante, máquinas de soporte vectorial, regresión logística, vecinos más cercanos y clasificación de conjuntos. Se puede realizar un aprendizaje maquina suministrando un conjunto conocido de datos de entrada (observaciones o ejemplos) y respuestas conocidas a los datos (por ejemplo, etiquetas o clases). Los datos se utilizan para formar un modelo que genera predicciones para la respuesta a nuevos datos. Para utilizar el modelo con nuevos datos, o para aprender sobre la clasificación programada, puede exportar el modelo al área de trabajo o generar un código Matlab para recrear el modelo entrenado.

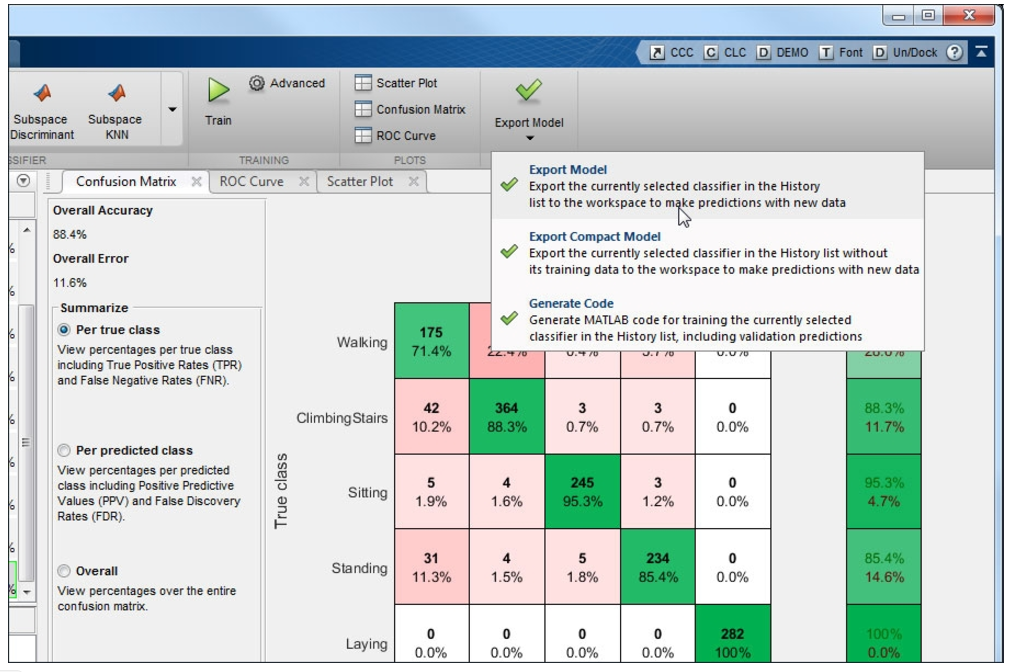
El primer paso es elegir el vector o la matriz que servirá para entrenar a la MSV, cada variable puede ser elegida como respuesta o predictor. Predictor son aquellos vectores que se clasificarán mientras que respuesta es aquél vector que sirve para indicar una característica que es la que clasifica a los predictores, esto se puede ver en la siguiente figura.

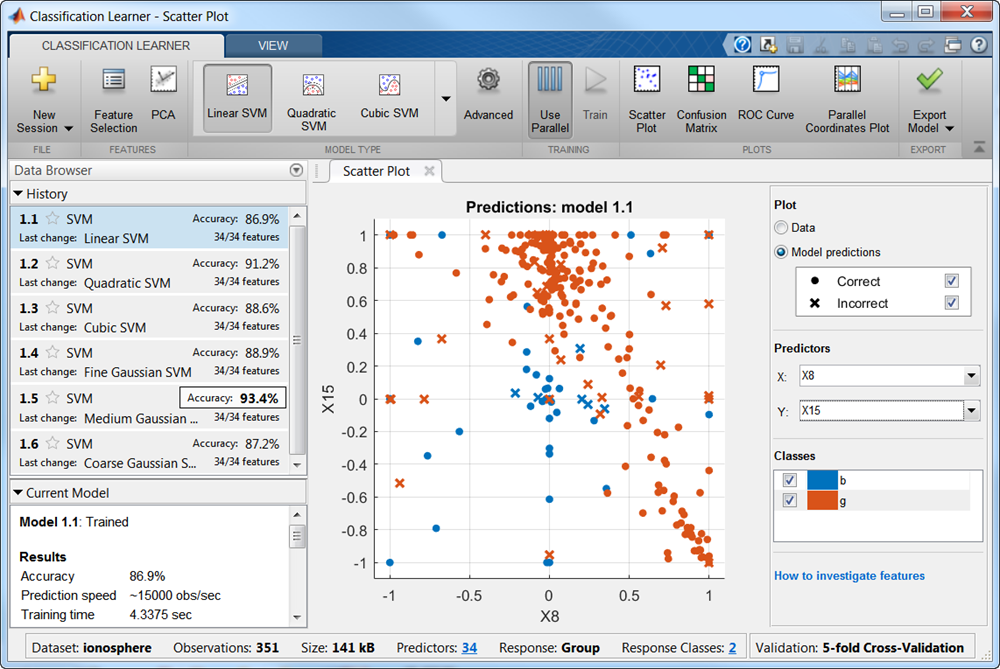


Después, se elige el tipo de clasificador que se desea y se entrena, como se ve en la figura siguiente.

Se pueden entrenar con distintos clasificadores y luego elegir el que tiene el desempeño mayor. 

Existen también otras utilidades interesantes como la matriz de confusión de los datos o la posibilidad de exportar la MSV al directorio como archivo independiente o como variables directamente. Con esto ultimo se podrá hacer nuevas predicciones con otros datos.





# Análisis lineal discriminante de fisher

“*Por lo general, los hombres creen fácilmente lo que desean.*”

- Cayo Julio César, General y político de la República Romana -

E

n este capítulo se explicará el análisis lineal discriminante de Fisher, ya que junto con la máquina de soporte vectorial, resulta de gran utilidad para el reconocimiento de patrones.

## Qué es el Análisis lineal Discriminante de Fisher

El análisis lineal discriminante de Fisher (también llamado LDA en sus siglas en inglés) son métodos usados en estadística, reconocimiento de patrones y aprendizaje automático para encontrar una combinación lineal de características que particularizan o separan dos o más clases de objetos o eventos. La combinación resultante puede ser usada como un clasificador lineal, o más comúnmente, para reducir las dimensiones antes o después de la clasificación.

LDA está íntimamente relacionado con PCA (análisis de componentes principales en las siglas inglesas que sirve también para modificar las dimensiones), ya que ambos están basados en transformaciones lineales. En el caso del PCA, las transformaciones están basados en minimizar el error cuadrático medio entre los datos originales de los vectores y los datos de los vectores que pueden ser estimados desde los datos de los vectores reducidos dimensionalmente. Lo que no toma en consideración el PCA es la diferenciación de las clases. En el caso de LDA, la transformación está basada en maximizar el ratio de “varianza entre clases” a “varianza dentro de la clase” con el objetivo de reducir la variación de datos en la misma clase e incrementar la separación entre clases. Véase un ejemplo en la siguiente figura:

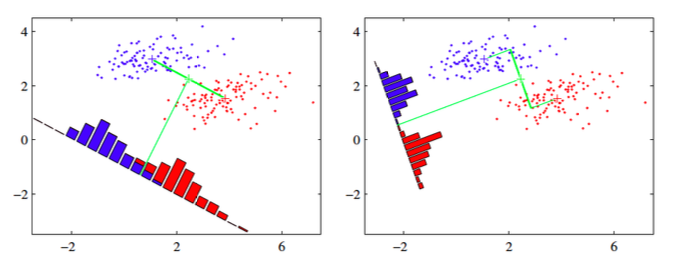


Figura 14 - Ejemplos LDA

La gráfica de la izquierda muestra ejemplos con dos clases (representados en azul y rojo) con los histogramas resultantes de la proyección sobre la línea que une la media de las clases. Nótese que hay una superposición considerable en el espacio proyectado. La gráfica de la derecha muestra la correspondiente proyección basada en el discriminante lineal de Fisher, mostrando la clara mejora en la clase separada.

Así que el trabajo por hacer es buscar un escalar proyectando las muestras sobre una línea:

, luego se tratará de encontrar para maximizar el ratio de “varianza entre clases” a “varianza dentro de la clase”. Lo siguiente, será introducir el fundamento matemático para presentar este problema.

## Teoría y modelo

Para descifrar el LDA, primero se debe conocer como traducir “varianza entre clases” y “varianza dentro de la clase” al lenguaje matemático. Entonces, se tratará de maximizar el ratio entre ellos dos. Para simplificar el problema, se comenzará con dos clases de problemas.

### Problemas de dos clases

1. Descripción del problema

Asumimos que se tiene un conjunto de muestras de dimensión D el cual pertenece a la clase , y el cual pertenece a la clase . También se asumirá el promedio del vector de dos clases en el subespacio X:

Y en el subespacio Y:

Una manera de definir la medida de separación entre dos variables es elegir la distancia entre los promedios proyectados, el cual está en el subespacio Y, así pues la varianza entre clases es:

Además, se puede definir la varianza dentro de la clase para cada clase como:

Entonces, cuando se obtiene la varianza entre clases y la varianza dentro de la clase, se puede definir nuestra función objetivo como:

De hecho, si maximizamos la función objetivo , estaríamos buscando una proyección donde las medias de cada clase están muy separadas, mientras que las varianzas respectivas son pequeñas.

1. Transformación del problema

Para encontrar el óptimo debemos expresar como una función de . Antes del óptimo, se necesita introducir dispersión en vez de varianza.

Se define algunas medidas de dispersión como sigue:

* La dispersión en el subespacio X:
* Matriz de dispersión de dentro de la clase:
* Matriz de dispersión de entre clases:

Veamos de nuevo

La dispersión de la proyección puede también ser expresada como una función de matriz de dispersión en el subespacio X:

Así se puede obtener:

Similarmente, la diferencia entre el promedio proyectado puede ser expresado en términos de media en el espacio característico original:

Se puede expresar finalmente el criterio de Fisher en términos de y como:

El siguiente paso será maximizar la función objetivo.

1. Resolver el problema

La manera más fácil de maximizar la función objetivo es derivarla e igualarla a cero. Así:

Dividiendo por :

Reemplazando :

Por ahora, el problema ha sido solucionado y solo se necesita obtener la dirección de , la cual es el máximo :

Este es conocido como el discriminante lineal de Fisher, aunque no es un discriminante sino más bien una dirección especifica escogida para la proyección de los datos hasta una dimensión, la cual es

### Problema Multiclases

Basándose en el problema de dos clases, se puede ver que el LDA de Fisher puede generalizarse para un problema de múltiples clases. Se asume que aún se tiene un conjunto de muestras de D dimensiones: , y en total hay clases. En vez de una proyección mencionada anteriormente, se buscará ahora proyecciones mediante () vectores de proyección , dispuestos por columnas sobre una matriz de proyecciones , donde:

1. Derivación

Primero se usará las dispersiones en el subespacio X como sigue:

* Matriz de dispersión de dentro de clases:
* Matriz de dispersión de entre clases:
* Matriz de dispersión total:

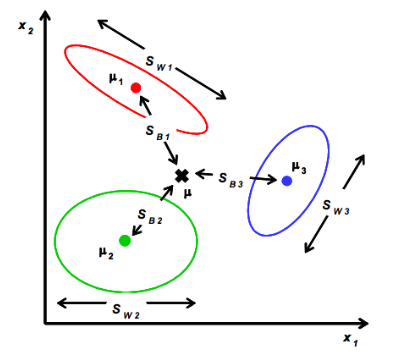


Figura 15 - Ejemplo de LDA multiclases

Antes de proseguir, véase la Figura 15. De forma similar, se puede definir el vector promedio y la matriz de dispersión para las muestras proyectadas como:

De la derivación de nuestro problema de dos clases se obtiene:

Se recuerda que se está buscando una proyección que maximiza el ratio de dispersión entre clases a dentro de clases. Ya que la proyección no es un escalar nunca más (tiene dimensiones), se usa el determinante de las matrices de dispersiones para obtener una función objetivo escalar:

Y ahora, se debe buscar la proyección de la matriz que maximice este ratio. No se mostrará el proceso de derivación. De todas maneras se sabe que la matriz de proyección optima es una cuyas columnas son los autovectores correspondientes a los mayores autovalores del siguiente problema de autovalores generalizados:

Por lo tanto, si no es una matriz singular, y puede invertirse, entonces el criterio de Fisher se maximiza cuando la matriz de proyección está compuesta por los autovectores de:

Nótese que habrá al menos autovectores con autovalores reales correspondientes que no sean cero. Esto es porque tiene un rango de ( o menos. Así se puede observar que el LDA puede representar una reducción masiva en las dimensiones del problema. En reconocimiento de rostros por ejemplo, puede tener multitud de cientos de variables pero solo unos pocos cientos de clases.

# Pruebas

“Para saber hablar es preciso saber escuchar*.*”

- Plutarco, Historiador griego -

E

n este capítulo se presentará las pruebas realizadas, además en el anexo se encuentran los script escritos con el programa de computación Matlab.

Se han realizado nueve máquinas de soporte vectorial distintas: tres entrenadas con datos provenientes del coeficiente de asimetría para cada banda de frecuencia, otras tres entrenadas con datos provenientes de la curtosis en cada banda y finalmente, tres entrenadas con datos provenientes de la potencia para cada banda pero con información limitada. Los vectores con la información nula corresponden a las bandas 100, 150, 200 y 300.

Los datos usados para la creación de las máquinas de soporte virtual tanto del coeficiente de asimetría como el de curtosis son relativos al paciente 1, mientras que el de la potencia limitada son relativos al paciente 3.

Para cada paciente se han estudiado cinco registros del encefalograma, cada uno de una hora de duración menos el paciente 6 que duran cuatro horas.

Así, en cada registro podremos tener una crisis, ninguna crisis o una crisis temprana, dependiendo del momento en el que sucede la crisis dentro del registro. Esto será importante para los resultados ya que dependiendo de cuanto antes empecemos a estudiar el registro tendremos más o menos probabilidades de prever la crisis.

Los resultados de estas pruebas serán comentados en el siguiente capítulo.

## Paciente 1

### Registro 1

El registro 1 del paciente uno no tiene ninguna crisis epiléptica.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.166667 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

### Registro 2

El paciente 1 tiene una crisis epiléptica a los 2996 segundos que corresponde al bloque 300 de los 360 que hay en este registro de una hora. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 100 para conseguir mayor precisión, esto significa empezar en el segundo 2000 antes del ataque epiléptico.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.444444 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenando con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

Hay crisis con una probabilidad de 55.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.444444 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

Hay crisis con una probabilidad de 57.222222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.444444 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.444444 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

Hay crisis con una probabilidad de 54.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.166667 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.444444 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

### Registro 3

El paciente 1 tiene una crisis epiléptica a los 1467 segundos que corresponde al bloque 147 de los 360 que hay en este registro de una hora. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 7 para maximizar la precisión, esto significa empezar en el segundo 1400 antes del ataque epiléptico. Como se nota, es casi al principio del registro.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.444444 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 50.555556 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

Misma probabilidad de crisis que no crisis por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

No hay crisis con una probabilidad de 50.277778 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

### Registro 4

El registro 4 del paciente 1 no tiene ninguna crisis epiléptica.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

### Registro 5

El paciente 1 tiene una crisis epiléptica a los 1732 segundos que corresponde al bloque 174 de los 360 que en este registro de una hora. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 24 para maximizar la precisión, esto significa empezar en el segundo 1500 antes del ataque epiléptico. Como se nota, es casi al principio del registro.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

Hay crisis con una probabilidad de 99.166667 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

Hay crisis con una probabilidad de 92.222222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

Hay crisis con una probabilidad de 62.222222 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.166667 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

Hay crisis con una probabilidad de 61.944444 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

Hay crisis con una probabilidad de 62.222222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 98.888889 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.166667 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

## Paciente 2

### Registro 1

El registro 1 del paciente 2 no tiene ninguna crisis epiléptica. Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

### Registro 2

El paciente 2 tiene una crisis epiléptica a los 130 segundos que corresponde al bloque 13 de los 360 que hay en este registro de una hora. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 3 para maximizar la precisión, esto significa empezar en el segundo X antes del ataque epiléptico. Como se nota, es casi al principio del registro.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.444444 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetria y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetria y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetria y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 98.888889 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 98.888889 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma

### Registro 3

El paciente 2 tiene una crisis epiléptica a los 2998 segundos que corresponde al bloque 300 de los 360 que hay en este registro de una hora. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 100 para conseguir mayor precisión, esto significa empezar en el segundo 2000 antes del ataque epiléptico.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

Hay crisis con una probabilidad de 71.944444 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

No hay crisis con una probabilidad de 60.833333 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

Hay crisis con una probabilidad de 58.888889 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

Hay crisis con una probabilidad de 58.055556 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

Hay crisis con una probabilidad de 55.833333 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma

### Registro 4

El paciente 2 tiene una crisis epiléptica a los 3396 segundos que corresponde al bloque 337 de los 360 que hay en este registro de una hora. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 137 para maximizar la precisión, esto significa empezar en el segundo X antes del ataque epiléptico.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.444444 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

No hay crisis con una probabilidad de 50.555556 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 52.500000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

No hay crisis con una probabilidad de 52.500000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 98.888889 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

No hay crisis con una probabilidad de 50.833333 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 98.888889 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

### Registro 5

El registro 3 del paciente dos no tiene ninguna crisis epiléptica.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma

* Potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma

* Potencia beta

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

## Paciente 3

### Registro 1

El paciente 3 tiene una crisis epiléptica a los 362 segundos que corresponde al bloque 37 de los 360 que hay en este registro de una hora. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 7 para maximizar la precisión, esto significa empezar en el segundo X antes del ataque epiléptico. Como se nota, es casi al principio del registro.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

Hay crisis con una probabilidad de 65.555556 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

Hay crisis con una probabilidad de 60.555556 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

Hay crisis con una probabilidad de 82.222222 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

### Registro 2

El paciente 3 tiene una crisis epiléptica a los 721 segundos que corresponde al bloque 74 de los 360 que hay en este registro de una hora. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 4 para maximizar la precisión, esto significa empezar en el segundo X antes del ataque epiléptico. Como se nota, es casi al principio del registro.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

No hay crisis con una probabilidad de 85.555556 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.444444 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

Hay crisis con una probabilidad de 50.833333 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

Hay crisis con una probabilidad de 51.388889 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

Hay crisis con una probabilidad de 52.222222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

### Registro 3

El paciente 3 tiene una crisis epiléptica a los 2162 segundos que corresponde al bloque 217 de los 360 que hay en este registro de una hora. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 17 para maximizar la precisión, esto significa empezar en el segundo X antes del ataque epiléptico.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

Hay crisis con una probabilidad de 57.777778 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetria y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetria y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetria y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.166667 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.166667 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

### Registro 4

El registro 3 del paciente tres no tiene ninguna crisis epiléptica. Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetria y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

### Registro 5

El paciente 3 tiene una crisis epiléptica a los 2592 segundos que corresponde al bloque 260 de los 360 que hay en este registro de una hora. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 60 para maximizar la precisión, esto significa empezar en el segundo X antes del ataque epiléptico.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 56.944444 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

No hay crisis con una probabilidad de 60.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

No hay crisis con una probabilidad de 56.944444 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 99.166667 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma

## Paciente 4

### Registro 1

El registro 1 del paciente 4 no tiene ninguna crisis epiléptica. Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma

* Coeficiente de asimetría

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma

### Registro 2

El paciente 4 tiene una crisis epiléptica a los 417 segundos que corresponde al bloque 42 de los 360 que hay en este registro de una hora. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 2 para maximizar la precisión, esto significa empezar en el segundo X antes del ataque epiléptico. Como se nota, es casi al principio del registro.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 64.444444 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

No hay crisis con una probabilidad de 67.222222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

No hay crisis con una probabilidad de 66.944444 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

### Registro 3

El paciente 4 tiene una crisis epiléptica a los 2451 segundos que corresponde al bloque 246 de los 360 que hay en este registro de una hora. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 46 para maximizar la precisión, esto significa empezar en el segundo X antes del ataque epiléptico.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma..

* Coeficiente de asimetría

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetria y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetria y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetria y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 59.166667 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.444444 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

Hay crisis con una probabilidad de 50.277778 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa%

Hay crisis con una probabilidad de 99.444444 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta%

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

No hay crisis con una probabilidad de 55.833333 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.444444 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

### Registro 4

El paciente 4 tiene una crisis epiléptica a los 2348 segundos que corresponde al bloque 235 de los 360 que hay en este registro de una hora. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 35 para maximizar la precisión, esto significa empezar en el segundo X antes del ataque epiléptico.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

Hay crisis con una probabilidad de 93.333333 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta..

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

Hay crisis con una probabilidad de 57.777778 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.444444 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

Hay crisis con una probabilidad de 59.444444 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.166667 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

Hay crisis con una probabilidad de 59.166667 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

### Registro 5

El registro 5 del paciente 4 no tiene ninguna crisis epiléptica. Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 99.722222 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 98.888889 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

No hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

## Paciente 5

### Registro 1

El paciente 4 tiene una crisis epiléptica a los 12500 segundos que corresponde al bloque 1084 de los 1440 que hay en este registro de cuatro hora. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 284 para maximizar la precisión, esto significa empezar en el segundo X antes del ataque epiléptico.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.930507 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma.

* Potencia alfa

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.930507 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.930507 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

### Registro 2

El paciente 4 tiene una crisis epiléptica a los 10833 segundos que corresponde al bloque 1250 de los 1440 que hay en este registro de cuatro horas. Se ha propuesto que el estudio de la predicción comience en el bloque 450 para maximizar la precisión, esto significa empezar en el segundo X antes del ataque epiléptico.

Si se procesa este registro se obtiene, dependiendo de la MSV que sea, lo siguiente:

* Curtosis

No hay crisis con una probabilidad de 54.343294 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.861015 por ciento usando como SVM curtosis y entrenándolo con curtosis gamma.

* Coeficiente de asimetría

Hay crisis con una probabilidad de 63.585823 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda alfa

Hay crisis con una probabilidad de 99.861015 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda beta

Hay crisis con una probabilidad de 99.861015 por ciento usando como SVM Coeficiente de asimetría y entrenándolo con Coeficiente de asimetría en banda gamma

* Potencia alfa

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.861015 por ciento usando como SVM potencia en banda alfa con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia beta

Hay crisis con una probabilidad de 51.633079 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.930507 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.791522 por ciento usando como SVM potencia en banda beta con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

* Potencia gamma

Hay crisis con una probabilidad de 100.000000 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia alfa.

Hay crisis con una probabilidad de 99.930507 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia beta.

Hay crisis con una probabilidad de 99.861015 por ciento usando como SVM potencia en banda gamma con información limitada y entrenándolo con potencia gamma.

# Resultados

“*La primera virtud es frenar la lengua, y es casi un dios quien teniendo razón sabe callarse.*”

- Marco Porcio Catón ‘el Joven’, Político de la republica Romana-

U

na vez mostrados los resultados de las simulaciones en el capítulo anterior, se comentarán tales resultados para sacar conclusiones.

Para empezar, se ha visto que cuanto más temprana es la crisis epiléptica dentro del registro, más complicado será prever el ataque ya que si es así las máquinas de soporte vectoriales no son capaces de distinguir entre crisis o no crisis, al no tener suficiente información previa. Este hecho resulta sumamente importante, ya que hace de la elección de los segundos previos al ataque un parámetro crucial.

Esto se puede observar por ejemplo en el registro 2 del paciente cuatro o en los registros 1 y 2 del paciente tres. Todos ellos con una crisis antes del segundo 1000 del registro. En este tipo de registros se ve que la banda de uso mejor es la banda alfa aunque no queda claro que SVM usar, ya que si en el paciente dos la SVM más fiable sería la potencia en banda alfa (que ni siquiera acierta al final pero es el que más se acerca), en el caso del paciente tres aciertan tanto la potencia como la curtosis y el coeficiente de asimetría, todos en banda alfa. A medida de que la crisis es más avanzada en el tiempo, como en el registro 2 del paciente tres, se va cambiando esta tendencia hacia las SVM gamma y beta siempre entrenadas con banda alfa.

Un ejemplo más claro de la importancia de la elección correcta de los segundos previos de estudio son las crisis en los registros con en torno a los 1700 segundos. Por ejemplo los registros 3 y 5 del paciente uno donde las crisis aparecen en torno a 1400 segundos y 1700 segundos respectivamente. En estos casos se puede observar que la SVM más fiable es la curtosis en banda alfa en ambos casos. Sin embargo, para el registro 5 con una crisis más tardía, son más eficaces las SVM de potencia entrenadas por la potencia en banda gamma.

Para las crisis que acaecen más allá de los 2000 segundos se puede afirmar con seguridad que las mejores SVM son las entrenadas con banda gamma y banda beta, siendo la alfa desaconsejable.

En general, para prever una crisis epiléptica con unos registros de estas características se debería usar entre 1600 y 2200 segundos como tiempo de estudio previo al ataque. Esto obviamente para registros de una hora. Para el paciente cinco con registros de cuatro horas este tiempo se multiplica por cuatro.

Generalizando, como se decía anteriormente el mejor filtro por bandas a utilizar para la detección anticipada de crisis epilépticas es el filtro Gamma. Éste utiliza el rango de frecuencias mayores a 30 Hz. Le sigue el filtro beta y por último Alfa que es el peor filtro para la detección en condiciones normales, pero como ya se comentó funciona razonablemente bien para crisis tempranas.

Otro aspecto a tener en cuenta es la necesidad de estudiar cada paciente por separado, ya que las crisis surgen en zonas diferentes del cerebro y luego se propagan. Esto influye en la creación de las SVM, como se han creado a partir de la información de un paciente, esta SVM puede no ser válida (más o menos) para otro paciente.

Como líneas futuras de trabajo se pueden añadir nuevas bandas de frecuencias como la delta o la theta y ver si son bandas más aptas para la prevención. También sería posible estudiar si mejoran los resultados con otras SVM, como por ejemplo una entrenada con una crisis temprana, otra que tenga menos vectores con información u otra que contenga todos los datos a la vez.

# 8 Referencias

|  |  |
| --- | --- |
|  | [1] Stephen A. Zahorian and Hongbing Hu, **“*Nonlinear Dimensionality Reduction Methodsfor Use with Automatic Speech Recognition*”**  [2] López Pisón J, Dolz Zaera I, Arana Navarro T. “***El electroencefalograma en el estudio y control de la epilepsia”***. Form Act Pediatr Aten Prim.2013;6:216-26  [3] Ali Hossam Shoeb,**“*Application of Machine Learning to Epileptic Seizure OnsetDetection and Treatment*”**  [4] Ali Shoeb, Herman Edwards, Jack Connolly, Blaise Bourgeois, S. Ted Treves and John Guttag, “***Patient-specific seizure onset detection”***  [5] Andrew Ng, ***“CS229 Lecture notes”***  [6] Mathworks Matlab. Computer Program. Mathworks, 2016  [7] Lara V. Marcuse, Madeline C. Fields, Jiyeoun (Jenna) Yoo, ***Rowan's primer of EEG*** |

# Anexos

Se presenta a continuación los scripts en lenguaje Matlab realizados para el desarrollo del proyecto.

## Script 1: *bloques.m*

%

% Andres Garcia-Baquero Leon

%

% TFM: Procesamiento de se?al de un EEG para pacientes epilepticos

%

clear

close all

tic

opcion = input('Ingrese el numero del paciente que desea cargar: ');

switch opcion

case 1

load('chb01\_01\_edfm.mat') %cargamos la informacion del eeg

case 3

load('chb01\_03\_edfm.mat') %cargamos la informacion del eeg

case 4

load('chb01\_04\_edfm.mat') %cargamos la informacion del eeg

case 15

load('chb01\_15\_edfm.mat') %cargamos la informacion del eeg

otherwise

disp('dato introducido erroneo')

end

time=3600; %en seg (1h)

time\_crisis\_3=2996;%segundos

time\_crisis\_4=1467;%segundos

time\_crisis\_15=1732;%segundos

ventana=10;%tiempo en segundos ancho del bloque

samples=length(val)\*ventana/time;% numero de muestras del bloque

N=length(val)/(samples);%numero de ventanas

w=10; %10 muestras de superposicion

T=1:samples; %primer intervalo

Fsamp=256;

%definiciones para calculos

signals=1:23;

signals=signals';

fisher\_alfa=zeros(23,N);

fisher\_beta=zeros(23,N);

fisher\_gamma=zeros(23,N);

curtosis\_alfa=zeros(23,N);

curtosis\_beta=zeros(23,N);

curtosis\_gamma=zeros(23,N);

%

potencia\_alfa=zeros(23,1);

potencia\_beta=zeros(23,1);

potencia\_gamma=zeros(23,1);

%filtros

filtro\_alfa = designfilt('bandpassiir', 'StopbandFrequency1', 7.9, 'PassbandFrequency1', 8, 'PassbandFrequency2', 12.9, 'StopbandFrequency2', 13, 'StopbandAttenuation1', 30, 'PassbandRipple', 1, 'StopbandAttenuation2', 30, 'SampleRate', 256, 'DesignMethod', 'cheby1');

filtro\_beta = designfilt('bandpassiir', 'StopbandFrequency1', 12.9, 'PassbandFrequency1', 13, 'PassbandFrequency2', 29.9, 'StopbandFrequency2', 30, 'StopbandAttenuation1', 30, 'PassbandRipple', 1, 'StopbandAttenuation2', 30, 'SampleRate', 256, 'DesignMethod', 'cheby1');

filtro\_gamma = designfilt('bandpassiir', 'StopbandFrequency1', 29.9, 'PassbandFrequency1', 30, 'PassbandFrequency2', 60, 'StopbandFrequency2', 60.1, 'StopbandAttenuation1', 30, 'PassbandRipple', 1, 'StopbandAttenuation2', 30, 'SampleRate', 256, 'DesignMethod', 'cheby1');

toc

comp\_alfa=filtfilt(filtro\_alfa,val');%aplico el filtrado en freq

toc

comp\_beta=filtfilt(filtro\_beta,val');%aplico el filtrado en freq;

toc

comp\_gamma=filtfilt(filtro\_gamma,val');%aplico el filtrado en freq

toc

comp\_alfa=comp\_alfa';

comp\_beta=comp\_beta';

comp\_gamma=comp\_gamma';

toc

%se?al x\_t primera iteracion

x\_t\_alfa(:,T)=comp\_alfa(:,T);

x\_t\_beta(:,T)=comp\_beta(:,T);

x\_t\_gamma(:,T)=comp\_gamma(:,T);

%C?lculos

%coef de asimetria

fish\_alfa=skewness(x\_t\_alfa');

fisher\_alfa(signals,1)=fish\_alfa;

fish\_beta=skewness(x\_t\_beta');

fisher\_beta(signals,1)=fish\_beta;

fish\_gamma=skewness(x\_t\_gamma');

fisher\_gamma(signals,1)=fish\_gamma;

%curtosis

curt\_alfa=kurtosis(x\_t\_alfa');

curtosis\_alfa(signals,1)=curt\_alfa;

curt\_beta=kurtosis(x\_t\_beta');

curtosis\_beta(signals,1)=curt\_beta;

curt\_gamma=kurtosis(x\_t\_gamma');

curtosis\_gamma(signals,1)=curt\_gamma;

%potencia de cada banda

[bw\_alfa,flo\_alfa,fhi\_alfa,powr\_alfa] = obw(x\_t\_alfa',Fsamp);

[bw\_beta,flo\_beta,fhi\_beta,powr\_beta] = obw(x\_t\_beta',Fsamp);

[bw\_gamma,flo\_gamma,fhi\_gamma,powr\_gamma] = obw(x\_t\_gamma',Fsamp);

potencia\_alfa(signals,1)=powr\_alfa;

potencia\_beta(signals,1)=powr\_beta;

potencia\_gamma(signals,1)=powr\_gamma;

toc

% iteraciones siguientes

n=2;

for j=samples-w:samples:length(val)-w-1

z=j;

h=z:n\*samples;

x\_t\_alfa(:,h)=comp\_alfa(:,h);

x\_t\_beta(:,h)=comp\_beta(:,h);

x\_t\_gamma(:,h)=comp\_gamma(:,h);

%C?lculos

toc

%coef de asimetria

fish\_alfa=skewness(x\_t\_alfa');

fisher\_alfa(signals,n)=fish\_alfa;

fish\_beta=skewness(x\_t\_beta');

fisher\_beta(signals,n)=fish\_beta;

fish\_gamma=skewness(x\_t\_gamma');

fisher\_gamma(signals,n)=fish\_gamma;

%curtosis

curt\_alfa=kurtosis(x\_t\_alfa');

curtosis\_alfa(signals,n)=curt\_alfa;

curt\_beta=kurtosis(x\_t\_beta');

curtosis\_beta(signals,n)=curt\_beta;

curt\_gamma=kurtosis(x\_t\_gamma');

curtosis\_gamma(signals,n)=curt\_gamma;

%potencia de cada banda

[bw\_alfa,flo\_alfa,fhi\_alfa,powr\_alfa] = obw(x\_t\_alfa',Fsamp);

[bw\_beta,flo\_beta,fhi\_beta,powr\_beta] = obw(x\_t\_beta',Fsamp);

[bw\_gamma,flo\_gamma,fhi\_gamma,powr\_gamma] = obw(x\_t\_gamma',Fsamp);

potencia\_alfa(signals,n)=powr\_alfa;

potencia\_beta(signals,n)=powr\_beta;

potencia\_gamma(signals,n)=powr\_gamma;

toc

n=n+1;

end

switch opcion

case 1

disp('este paciente no hay tenido ningun ataque epileptico')

case 3

%vector binario de crisis epileptica para el caso 3

seg\_pre=2000;%segundos antes del ataque que se estudiar?n

samples\_crisis\_3=length(val)\*ventana/time\_crisis\_3;

N\_crisis\_3=ceil(length(val)/(samples\_crisis\_3));

bin3=zeros(N,1);

time\_ini\_N=time\_crisis\_3-seg\_pre;

samples\_ini\_crisis\_3=length(val)\*ventana/time\_ini\_N;

N\_ini\_crisis\_3=ceil(length(val)/(samples\_ini\_crisis\_3));

bin3(N\_ini\_crisis\_3:N\_crisis\_3)=1;

%concatenacion por bandas

banda\_alfa=horzcat(potencia\_alfa',fisher\_alfa',curtosis\_alfa',bin3);

banda\_beta=horzcat(potencia\_beta',fisher\_beta',curtosis\_beta',bin3);

banda\_gamma=horzcat(potencia\_gamma',fisher\_gamma',curtosis\_gamma',bin3);

banda\_tot=horzcat(potencia\_alfa',potencia\_beta',potencia\_gamma',fisher\_alfa',fisher\_beta',fisher\_gamma',curtosis\_alfa',curtosis\_beta',curtosis\_gamma',bin3);

case 4

%vector binario de crisis epileptica para el caso 4

seg\_pre=1000;%segundos antes del ataque que se estudiar?n

samples\_crisis\_4=length(val)\*ventana/time\_crisis\_4;

N\_crisis\_4=ceil(length(val)/(samples\_crisis\_4));

bin4=zeros(N,1);

time\_ini\_N=time\_crisis\_4-seg\_pre;

samples\_ini\_crisis\_4=length(val)\*ventana/time\_ini\_N;

N\_ini\_crisis\_4=ceil(length(val)/(samples\_ini\_crisis\_4));

bin4(N\_ini\_crisis\_4:N\_crisis\_4)=1;

%concatenacion por bandas

banda\_alfa=horzcat(potencia\_alfa',fisher\_alfa',curtosis\_alfa',bin4);

banda\_beta=horzcat(potencia\_beta',fisher\_beta',curtosis\_beta',bin4);

banda\_gamma=horzcat(potencia\_gamma',fisher\_gamma',curtosis\_gamma',bin4);

banda\_tot=horzcat(potencia\_alfa',potencia\_beta',potencia\_gamma',fisher\_alfa',fisher\_beta',fisher\_gamma',curtosis\_alfa',curtosis\_beta',curtosis\_gamma',bin4);

case 15

%vector binario de crisis epileptica para el caso 15

seg\_pre=1200;%segundos antes del ataque que se estudiar?n

samples\_crisis\_15=length(val)\*ventana/time\_crisis\_15;

N\_crisis\_15=ceil(length(val)/(samples\_crisis\_15));

bin15=zeros(N,1);

time\_ini\_N=time\_crisis\_15-seg\_pre;

samples\_ini\_crisis\_15=length(val)\*ventana/time\_ini\_N;

N\_ini\_crisis\_15=ceil(length(val)/(samples\_ini\_crisis\_15));

bin15(N\_ini\_crisis\_15:N\_crisis\_15)=1;

%concatenacion por bandas

banda\_alfa=horzcat(potencia\_alfa',fisher\_alfa',curtosis\_alfa',bin15);

banda\_beta=horzcat(potencia\_beta',fisher\_beta',curtosis\_beta',bin15);

banda\_gamma=horzcat(potencia\_gamma',fisher\_gamma',curtosis\_gamma',bin15);

banda\_tot=horzcat(potencia\_alfa',potencia\_beta',potencia\_gamma',fisher\_alfa',fisher\_beta',fisher\_gamma',curtosis\_alfa',curtosis\_beta',curtosis\_gamma',bin15);

otherwise

disp('error')

end

pruebas;

## Script 2: *pruebas.m*

%Pruebas

tic

switch opcion

case 3

%SVM1 entrenda con curtosis del paciente 4

kurto1=horzcat(curtosis\_alfa',bin3);

kurto2=horzcat(curtosis\_beta',bin3);

kurto3=horzcat(curtosis\_gamma',bin3);

%SVM2 entrenda con el coeficiente de asimetria del paciente 4

asimetric1=horzcat(fisher\_alfa',bin3);

asimetric2=horzcat(fisher\_beta',bin3);

asimetric3=horzcat(fisher\_gamma',bin3);

%SVM2 entrenda con la potencia en banda alfa del paciente 3 con menos

%datos (vectores)en las bandas 100 150 200 y 300

pot\_senza1=horzcat(potencia\_alfa',bin3);

pot\_senza2=horzcat(potencia\_beta',bin3);

pot\_senza3=horzcat(potencia\_gamma',bin3);

pot\_senza1(200,:)=0;

pot\_senza1(150,:)=0;

pot\_senza1(100,:)=0;

pot\_senza1(300,:)=0;

pot\_senza2(200,:)=0;

pot\_senza2(150,:)=0;

pot\_senza2(100,:)=0;

pot\_senza2(300,:)=0;

pot\_senza3(200,:)=0;

pot\_senza3(150,:)=0;

pot\_senza3(100,:)=0;

pot\_senza3(300,:)=0;

case 4

%SVM1 entrenda con curtosis del paciente 4

kurto1=horzcat(curtosis\_alfa',bin4);

kurto2=horzcat(curtosis\_beta',bin4);

kurto3=horzcat(curtosis\_gamma',bin4);

%SVM2 entrenda con el coeficiente de asimetria del paciente 4

asimetric1=horzcat(fisher\_alfa',bin4);

asimetric2=horzcat(fisher\_beta',bin4);

asimetric3=horzcat(fisher\_gamma',bin4);

%SVM2 entrenda con la potencia en banda alfa del paciente 3 con menos

%datos (vectores)en las bandas 100 150 200 y 300

pot\_senza1=horzcat(potencia\_alfa',bin4);

pot\_senza2=horzcat(potencia\_beta',bin4);

pot\_senza3=horzcat(potencia\_gamma',bin4);

pot\_senza1(200,:)=0;

pot\_senza1(150,:)=0;

pot\_senza1(100,:)=0;

pot\_senza1(300,:)=0;

pot\_senza2(200,:)=0;

pot\_senza2(150,:)=0;

pot\_senza2(100,:)=0;

pot\_senza2(300,:)=0;

pot\_senza3(200,:)=0;

pot\_senza3(150,:)=0;

pot\_senza3(100,:)=0;

pot\_senza3(300,:)=0;

case 15

%SVM1 entrenda con curtosis del paciente 4

kurto1=horzcat(curtosis\_alfa',bin15);

kurto2=horzcat(curtosis\_beta',bin15);

kurto3=horzcat(curtosis\_gamma',bin15);

%SVM2 entrenda con el coeficiente de asimetria del paciente 4

asimetric1=horzcat(fisher\_alfa',bin15);

asimetric2=horzcat(fisher\_beta',bin15);

asimetric3=horzcat(fisher\_gamma',bin15);

%SVM2 entrenda con la potencia en banda alfa del paciente 3 con menos

%datos (vectores)en las bandas 100 150 200 y 300

pot\_senza1=horzcat(potencia\_alfa',bin15);

pot\_senza2=horzcat(potencia\_beta',bin15);

pot\_senza3=horzcat(potencia\_gamma',bin15);

pot\_senza1(200,:)=0;

pot\_senza1(150,:)=0;

pot\_senza1(100,:)=0;

pot\_senza1(300,:)=0;

pot\_senza2(200,:)=0;

pot\_senza2(150,:)=0;

pot\_senza2(100,:)=0;

pot\_senza2(300,:)=0;

pot\_senza3(200,:)=0;

pot\_senza3(150,:)=0;

pot\_senza3(100,:)=0;

pot\_senza3(300,:)=0;

otherwise

disp('error')

end

toc

%PRUEBAS

%CON SVM1

[tcc1,vcc1]=kur(kurto1);

figure

subplot(3,3,1),plot(tcc1.predictFcn(kurto1(:,1:23)))

title('SVM= Curtosis Datos= Curtosis banda alfa')

hold on

[tcc2,vcc2]=kur(kurto2);

subplot(3,3,2),plot(tcc2.predictFcn(kurto2(:,1:23)))

title('SVM= Curtosis Datos= Curtosis banda beta')

hold on

[tcc3,vcc3]=kur(kurto3);

subplot(3,3,3),plot(tcc3.predictFcn(kurto3(:,1:23)))

title('SVM= Curtosis Datos= Curtosis banda gamma')

hold on

[tca1,vca1]=kur(asimetric1);

subplot(3,3,4),plot(tca1.predictFcn(asimetric1(:,1:23)))

title('SVM= Curtosis Datos= Coef. de asimetria alfa')

hold on

[tca2,vca2]=kur(asimetric2);

subplot(3,3,5),plot(tca2.predictFcn(asimetric2(:,1:23)))

title('SVM= Curtosis Datos= Coef. de asimetria beta')

hold on

[tca3,vca3]=kur(asimetric3);

subplot(3,3,6),plot(tca3.predictFcn(asimetric3(:,1:23)))

title('SVM= Curtosis Datos= Coef. de asimetria gamma')

hold on

[tcp1,vcp1]=kur(pot\_senza1);

subplot(3,3,7),plot(tcp1.predictFcn(pot\_senza1(:,1:23)))

title('SVM= Curtosis Datos= Potencia alfa')

hold on

[tcp2,vcp2]=kur(pot\_senza2);

subplot(3,3,8),plot(tcp2.predictFcn(pot\_senza2(:,1:23)))

title('SVM= Curtosis Datos= Potencia beta')

hold on

[tcp3,vcp3]=kur(pot\_senza3);

subplot(3,3,9),plot(tcp3.predictFcn(pot\_senza3(:,1:23)))

title('SVM= Curtosis Datos= Potencia gamma')

hold off

toc

%CON SVM2

figure

[tac1,vac1]=asimetria(kurto1);

subplot(3,3,1),plot(tac1.predictFcn(kurto1(:,1:23)))

title('SVM= Coef. de Asimetria Datos= Curtosis alfa')

hold on

[tac2,vac2]=asimetria(kurto2);

subplot(3,3,2),plot(tac2.predictFcn(kurto2(:,1:23)))

title('SVM= Coef. de Asimetria Datos= Curtosis beta')

hold on

[tac3,vac3]=asimetria(kurto3);

subplot(3,3,3),plot(tac3.predictFcn(kurto3(:,1:23)))

title('SVM= Coef. de Asimetria Datos= Curtosis gamma')

hold on

[taa1,vaa1]=asimetria(asimetric1);

subplot(3,3,4),plot(taa1.predictFcn(asimetric1(:,1:23)))

title('SVM= Coef. de Asimetria Datos= Coef. de Asimetria alfa')

hold on

[taa2,vaa2]=asimetria(asimetric2);

subplot(3,3,5),plot(taa2.predictFcn(asimetric2(:,1:23)))

title('SVM= Coef. de Asimetria Datos= Coef. de Asimetria beta')

hold on

[taa3,vaa3]=asimetria(asimetric3);

subplot(3,3,6),plot(taa3.predictFcn(asimetric3(:,1:23)))

title('SVM= Coef. de Asimetria Datos= Coef. de Asimetria gamma')

hold on

[tap1,vap1]=asimetria(pot\_senza1);

subplot(3,3,7),plot(tap1.predictFcn(pot\_senza1(:,1:23)))

title('SVM= Coef. de Asimetria Datos= Potencia alfa')

hold on

[tap2,vap2]=asimetria(pot\_senza2);

subplot(3,3,8),plot(tap2.predictFcn(pot\_senza2(:,1:23)))

title('SVM= Coef. de Asimetria Datos= Potencia beta')

hold on

[tap3,vap3]=asimetria(pot\_senza3);

subplot(3,3,9),plot(tap3.predictFcn(pot\_senza3(:,1:23)))

title('SVM= Coef. de Asimetria Datos= Potencia gamma')

hold off

toc

%CON SVM3

[tpc1,vpc1]=pot\_sin(kurto1);

figure

subplot(3,3,1),plot(tpc1.predictFcn(kurto1(:,1:23)))

title('SVM= Potencia Datos= Curtosis alfa')

hold on

[tpc2,vpc2]=pot\_sin(kurto2);

subplot(3,3,2),plot(tpc2.predictFcn(kurto2(:,1:23)))

title('SVM= Potencia Datos= Curtosis beta')

hold on

[tpc3,vpc3]=pot\_sin(kurto3);

subplot(3,3,3),plot(tpc3.predictFcn(kurto3(:,1:23)))

title('SVM= Potencia Datos= Curtosis gamma')

hold on

[tpa1,vpa1]=pot\_sin(asimetric1);

subplot(3,3,4),plot(tpa1.predictFcn(asimetric1(:,1:23)))

title('SVM= Potencia Datos= Coef. de Asimetria alfa')

hold on

[tpa2,vpa2]=pot\_sin(asimetric2);

subplot(3,3,5),plot(tpa2.predictFcn(asimetric2(:,1:23)))

title('SVM= Potencia Datos= Coef. de Asimetria beta')

hold on

[tpa3,vpa3]=pot\_sin(asimetric3);

subplot(3,3,6),plot(tpa3.predictFcn(asimetric3(:,1:23)))

title('SVM= Potencia Datos= Coef. de Asimetria gamma')

hold on

[tpp1,vpp1]=pot\_sin(pot\_senza1);

subplot(3,3,7),plot(tpp1.predictFcn(pot\_senza1(:,1:23)))

title('SVM= Potencia Datos= Potencia alfa')

hold on

[tpp2,vpp2]=pot\_sin(pot\_senza2);

subplot(3,3,8),plot(tpp2.predictFcn(pot\_senza2(:,1:23)))

title('SVM= Potencia Datos= Potencia beta')

hold on

[tpp3,vpp3]=pot\_sin(pot\_senza3);

subplot(3,3,9),plot(tpp3.predictFcn(pot\_senza3(:,1:23)))

title('SVM= Potencia Datos= Potencia gamma')

hold off

toc

m=[vpp1,vpp2,vpp3,vpa1,vpa2,vpa3,vpc1,vpc2,vpc3,vap1,vap2,vap3,vac1,vac2,vac3,vaa1,vaa2,vaa3,vcc1,vcc2,vcc3,vca1,vca2,vca3,vcp1,vcp2,vcp3];

maximo=max(m)

## Script 3: MSVc (*kur.m*)

function [trainedClassifier, validationAccuracy] = kur(trainingData)

% trainClassifier(trainingData)

% returns a trained classifier and its validation accuracy.

% This code recreates the classification model trained in

% Classification Learner app.

%

% Input:

% trainingData: the training data of same data type as imported

% in the app (table or matrix).

%

% Output:

% trainedClassifier: a struct containing the trained classifier.

% The struct contains various fields with information about the

% trained classifier.

%

% trainedClassifier.predictFcn: a function to make predictions

% on new data. It takes an input of the same form as this training

% code (table or matrix) and returns predictions for the response.

% If you supply a matrix, include only the predictors columns (or

% rows).

%

% validationAccuracy: a double containing the validation accuracy

% score in percent. In the app, the History list displays this

% overall accuracy score for each model.

%

% Use the code to train the model with new data.

% To retrain your classifier, call the function from the command line

% with your original data or new data as the input argument trainingData.

%

% For example, to retrain a classifier trained with the original data set

% T, enter:

% [trainedClassifier, validationAccuracy] = trainClassifier(T)

%

% To make predictions with the returned 'trainedClassifier' on new data T,

% use

% yfit = trainedClassifier.predictFcn(T)

%

% To automate training the same classifier with new data, or to learn how

% to programmatically train classifiers, examine the generated code.

% Auto-generated by MATLAB on 05-Aug-2017 19:04:12

% Convert input to table

inputTable = table(trainingData);

inputTable.Properties.VariableNames = {'column'};

% Split matrices in the input table into vectors

inputTable = [inputTable(:,setdiff(inputTable.Properties.VariableNames, {'column'})), array2table(table2array(inputTable(:,{'column'})), 'VariableNames', {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23', 'column\_24'})];

% Extract predictors and response

% This code processes the data into the right shape for training the

% classifier.

predictorNames = {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23'};

predictors = inputTable(:, predictorNames);

response = inputTable.column\_24;

% Train a classifier

% This code specifies all the classifier options and trains the classifier.

classificationSVM = fitcsvm(...

predictors, ...

response, ...

'KernelFunction', 'polynomial', ...

'PolynomialOrder', 2, ...

'KernelScale', 'auto', ...

'BoxConstraint', 1, ...

'Standardize', true, ...

'ClassNames', [0; 1]);

trainedClassifier.ClassificationSVM = classificationSVM;

convertMatrixToTableFcn = @(x) table(x, 'VariableNames', {'column'});

splitMatricesInTableFcn = @(t) [t(:,setdiff(t.Properties.VariableNames, {'column'})), array2table(table2array(t(:,{'column'})), 'VariableNames', {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23'})];

extractPredictorsFromTableFcn = @(t) t(:, predictorNames);

predictorExtractionFcn = @(x) extractPredictorsFromTableFcn(splitMatricesInTableFcn(convertMatrixToTableFcn(x)));

svmPredictFcn = @(x) predict(classificationSVM, x);

trainedClassifier.predictFcn = @(x) svmPredictFcn(predictorExtractionFcn(x));

% Convert input to table

inputTable = table(trainingData);

inputTable.Properties.VariableNames = {'column'};

% Split matrices in the input table into vectors

inputTable = [inputTable(:,setdiff(inputTable.Properties.VariableNames, {'column'})), array2table(table2array(inputTable(:,{'column'})), 'VariableNames', {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23', 'column\_24'})];

% Extract predictors and response

% This code processes the data into the right shape for training the

% classifier.

predictorNames = {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23'};

predictors = inputTable(:, predictorNames);

response = inputTable.column\_24;

% Perform cross-validation

partitionedModel = crossval(trainedClassifier.ClassificationSVM, 'KFold', 15);

% Compute validation accuracy

validationAccuracy = 1 - kfoldLoss(partitionedModel, 'LossFun', 'ClassifError');

% Compute validation predictions and scores

[validationPredictions, validationScores] = kfoldPredict(partitionedModel);

## Script 4: MSVa (*asimetria.m*)

function [trainedClassifier, validationAccuracy] = asimetria(trainingData)

% trainClassifier(trainingData)

% returns a trained classifier and its validation accuracy.

% This code recreates the classification model trained in

% Classification Learner app.

%

% Input:

% trainingData: the training data of same data type as imported

% in the app (table or matrix).

%

% Output:

% trainedClassifier: a struct containing the trained classifier.

% The struct contains various fields with information about the

% trained classifier.

%

% trainedClassifier.predictFcn: a function to make predictions

% on new data. It takes an input of the same form as this training

% code (table or matrix) and returns predictions for the response.

% If you supply a matrix, include only the predictors columns (or

% rows).

%

% validationAccuracy: a double containing the validation accuracy

% score in percent. In the app, the History list displays this

% overall accuracy score for each model.

%

% Use the code to train the model with new data.

% To retrain your classifier, call the function from the command line

% with your original data or new data as the input argument trainingData.

%

% For example, to retrain a classifier trained with the original data set

% T, enter:

% [trainedClassifier, validationAccuracy] = trainClassifier(T)

%

% To make predictions with the returned 'trainedClassifier' on new data T,

% use

% yfit = trainedClassifier.predictFcn(T)

%

% To automate training the same classifier with new data, or to learn how

% to programmatically train classifiers, examine the generated code.

% Auto-generated by MATLAB on 04-Aug-2017 21:01:25

% Convert input to table

inputTable = table(trainingData);

inputTable.Properties.VariableNames = {'column'};

% Split matrices in the input table into vectors

inputTable = [inputTable(:,setdiff(inputTable.Properties.VariableNames, {'column'})), array2table(table2array(inputTable(:,{'column'})), 'VariableNames', {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23', 'column\_24'})];

% Extract predictors and response

% This code processes the data into the right shape for training the

% classifier.

predictorNames = {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23'};

predictors = inputTable(:, predictorNames);

response = inputTable.column\_24;

% Train a classifier

% This code specifies all the classifier options and trains the classifier.

classificationSVM = fitcsvm(...

predictors, ...

response, ...

'KernelFunction', 'polynomial', ...

'PolynomialOrder', 3, ...

'KernelScale', 'auto', ...

'BoxConstraint', 1, ...

'Standardize', true, ...

'ClassNames', [0; 1]);

trainedClassifier.ClassificationSVM = classificationSVM;

convertMatrixToTableFcn = @(x) table(x, 'VariableNames', {'column'});

splitMatricesInTableFcn = @(t) [t(:,setdiff(t.Properties.VariableNames, {'column'})), array2table(table2array(t(:,{'column'})), 'VariableNames', {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23'})];

extractPredictorsFromTableFcn = @(t) t(:, predictorNames);

predictorExtractionFcn = @(x) extractPredictorsFromTableFcn(splitMatricesInTableFcn(convertMatrixToTableFcn(x)));

svmPredictFcn = @(x) predict(classificationSVM, x);

trainedClassifier.predictFcn = @(x) svmPredictFcn(predictorExtractionFcn(x));

% Convert input to table

inputTable = table(trainingData);

inputTable.Properties.VariableNames = {'column'};

% Split matrices in the input table into vectors

inputTable = [inputTable(:,setdiff(inputTable.Properties.VariableNames, {'column'})), array2table(table2array(inputTable(:,{'column'})), 'VariableNames', {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23', 'column\_24'})];

% Extract predictors and response

% This code processes the data into the right shape for training the

% classifier.

predictorNames = {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23'};

predictors = inputTable(:, predictorNames);

response = inputTable.column\_24;

% Perform cross-validation

partitionedModel = crossval(trainedClassifier.ClassificationSVM, 'KFold', 20);

% Compute validation accuracy

validationAccuracy = 1 - kfoldLoss(partitionedModel, 'LossFun', 'ClassifError');

% Compute validation predictions and scores

[validationPredictions, validationScores] = kfoldPredict(partitionedModel);

## Script 5: MSVp (*pot\_sin.m*)

function [trainedClassifier, validationAccuracy] = pot\_sin(trainingData)

% trainClassifier(trainingData)

% returns a trained classifier and its validation accuracy.

% This code recreates the classification model trained in

% Classification Learner app.

%

% Input:

% trainingData: the training data of same data type as imported

% in the app (table or matrix).

%

% Output:

% trainedClassifier: a struct containing the trained classifier.

% The struct contains various fields with information about the

% trained classifier.

%

% trainedClassifier.predictFcn: a function to make predictions

% on new data. It takes an input of the same form as this training

% code (table or matrix) and returns predictions for the response.

% If you supply a matrix, include only the predictors columns (or

% rows).

%

% validationAccuracy: a double containing the validation accuracy

% score in percent. In the app, the History list displays this

% overall accuracy score for each model.

%

% Use the code to train the model with new data.

% To retrain your classifier, call the function from the command line

% with your original data or new data as the input argument trainingData.

%

% For example, to retrain a classifier trained with the original data set

% T, enter:

% [trainedClassifier, validationAccuracy] = trainClassifier(T)

%

% To make predictions with the returned 'trainedClassifier' on new data T,

% use

% yfit = trainedClassifier.predictFcn(T)

%

% To automate training the same classifier with new data, or to learn how

% to programmatically train classifiers, examine the generated code.

% Auto-generated by MATLAB on 06-Aug-2017 16:20:50

% Convert input to table

inputTable = table(trainingData);

inputTable.Properties.VariableNames = {'column'};

% Split matrices in the input table into vectors

inputTable = [inputTable(:,setdiff(inputTable.Properties.VariableNames, {'column'})), array2table(table2array(inputTable(:,{'column'})), 'VariableNames', {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23', 'column\_24'})];

% Extract predictors and response

% This code processes the data into the right shape for training the

% classifier.

predictorNames = {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23'};

predictors = inputTable(:, predictorNames);

response = inputTable.column\_24;

% Train a classifier

% This code specifies all the classifier options and trains the classifier.

classificationSVM = fitcsvm(...

predictors, ...

response, ...

'KernelFunction', 'polynomial', ...

'PolynomialOrder', 2, ...

'KernelScale', 'auto', ...

'BoxConstraint', 1, ...

'Standardize', true, ...

'ClassNames', [0; 1]);

trainedClassifier.ClassificationSVM = classificationSVM;

convertMatrixToTableFcn = @(x) table(x, 'VariableNames', {'column'});

splitMatricesInTableFcn = @(t) [t(:,setdiff(t.Properties.VariableNames, {'column'})), array2table(table2array(t(:,{'column'})), 'VariableNames', {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23'})];

extractPredictorsFromTableFcn = @(t) t(:, predictorNames);

predictorExtractionFcn = @(x) extractPredictorsFromTableFcn(splitMatricesInTableFcn(convertMatrixToTableFcn(x)));

svmPredictFcn = @(x) predict(classificationSVM, x);

trainedClassifier.predictFcn = @(x) svmPredictFcn(predictorExtractionFcn(x));

% Convert input to table

inputTable = table(trainingData);

inputTable.Properties.VariableNames = {'column'};

% Split matrices in the input table into vectors

inputTable = [inputTable(:,setdiff(inputTable.Properties.VariableNames, {'column'})), array2table(table2array(inputTable(:,{'column'})), 'VariableNames', {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23', 'column\_24'})];

% Extract predictors and response

% This code processes the data into the right shape for training the

% classifier.

predictorNames = {'column\_1', 'column\_2', 'column\_3', 'column\_4', 'column\_5', 'column\_6', 'column\_7', 'column\_8', 'column\_9', 'column\_10', 'column\_11', 'column\_12', 'column\_13', 'column\_14', 'column\_15', 'column\_16', 'column\_17', 'column\_18', 'column\_19', 'column\_20', 'column\_21', 'column\_22', 'column\_23'};

predictors = inputTable(:, predictorNames);

response = inputTable.column\_24;

% Perform cross-validation

partitionedModel = crossval(trainedClassifier.ClassificationSVM, 'KFold', 20);

% Compute validation accuracy

validationAccuracy = 1 - kfoldLoss(partitionedModel, 'LossFun', 'ClassifError');

% Compute validation predictions and scores

[validationPredictions, validationScores] = kfoldPredict(partitionedModel);