Taller 6: Aplicación de SVR en la evaluación de la autorregulación cerebral para discriminar entre personas sanas y enfermas

Franco Cornejo Gonzalez (4 horas)

Departamento de Ingeniería Informática

Universidad de Santiago de Chile, Santiago, Chile
franco.cornejo.g@usach.cl

Resumen—El sistema de autorregulación cerebral (AC) es crucial para mantener la estabilidad del flujo sanguíneo cerebral (VFSC) frente a cambios en la presión arterial media (PAM). Este trabajo emplea el método de Support Vector Regression (SVR) para analizar las señales de VFSC y PAM en dos sujetos, con el objetivo de discriminar entre un AC funcional y uno deteriorado. Se construyen modelos predictivos mediante técnicas de búsqueda en grilla y validación cruzada balanceada, evaluando su comportamiento frente a cambios en la PAM. Los resultados sugieren que el sujeto 1 presenta un AC funcional, mientras que el sujeto 2 muestra características consistentes con un sistema deteriorado. Este estudio resalta la utilidad del SVR para modelar sistemas biológicos complejos y obtener información detallada sobre su estado.

Palabras claves—Autorregulación cerebral, flujo sanguíneo cerebral, presión arterial media, Support Vector Regression, aprendizaje automático, validación cruzada, análisis de señales.

1. Introducción

El cerebro es el órgano más complejo del cuerpo humano, y su correcto funcionamiento es esencial para la regulación de todos los demás sistemas. Para garantizar su protección, los seres humanos contamos con un sistema de autorregulación cerebral (AC) que se encarga de mantener la estabilidad de este órgano vital.

Un aspecto crucial de la AC es la regulación de la velocidad del flujo sanguíneo cerebral (VFSC). Si esta regulación falla frente a cambios en la presión arterial media (PAM), pueden surgir enfermedades neurodegenerativas o, en el peor de los casos, accidentes cerebrovasculares. En personas sanas, la AC permite mantener el VFSC constante a pesar de las fluctuaciones en la PAM; en contraste, en personas con alteraciones en la autorregulación, el VFSC se ve afectado significativamente por estos cambios (Chacón, 2017).

En este trabajo se analiza el VFSC como una señal mediante el método de Support Vector Regression (SVR) aplicado a dos sujetos de prueba, con el objetivo de determinar si alguno de ellos presenta alteraciones en su autorregulación cerebral. Para ello, se desarrolla un modelo que predice el VFSC en función de la PAM, considerando estas señales como series temporales. Una vez obtenidos los mejores modelos, se evalúa su comportamiento ante cambios en la presión arterial. Se espera que el modelo

correspondiente a una persona sana mantenga el VFSC constante, mientras que el modelo de una persona con alteraciones evidencie dificultades para estabilizar el flujo sanguíneo frente a variaciones en la PAM.

Adicionalmente, para garantizar la calidad de los modelos, se realiza una búsqueda en grilla de los parámetros óptimos utilizando técnicas de paralelismo para acelerar el proceso. También se implementa una validación cruzada balanceada para prevenir el sobreajuste y mejorar la capacidad predictiva de los modelos.

2. METODO Y DATOS

2.1.

Support Vector Regression El método de Support Vector Regression (SVR) es una extensión de las Support Vector Machines (SVM) diseñada para resolver problemas de regresión. En lugar de clasificar los datos, SVR busca encontrar una función f(x) que prediga valores continuos mientras minimiza el error y mantiene la complejidad del modelo baja. Esto se logra ajustando los datos dentro de un margen de tolerancia ϵ , de modo que solo los puntos fuera de este margen (vectores de soporte) contribuyan al error y a la definición del modelo.

El modelo de SVR se define por los siguientes parámetros:

- Restardo: controla la cantidad de valores pasados (retardos) de las entradas utilizadas para capturar dependencias temporales en los datos.
- Costo: regula el equilibrio entre la precisión en los datos de entrenamiento y la simplicidad del modelo. Un mayor costo puede indicar sobre ajuste.
- Nu: establece la proporción de vectores de soporte y controla el ancho relativo del margen ϵ .
- Gamma: especifica la influencia de los datos individuales en el modelo cuando se usa un kernel radial. Cuando tiende a 0 indica que el modelo es más simple, más lineal.

SVR permite modelar relaciones complejas, incluso no lineales, mediante funciones kernel como el radial (RBF). Este enfoque es especialmente útil en sistemas dinámicos o señales temporales, como en este caso, para analizar la relación entre la presión arterial media (PAM) y la velocidad del flujo sanguíneo cerebral (VFSC).

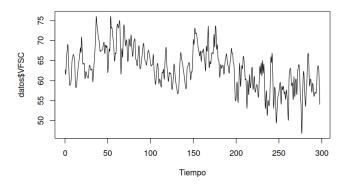


Figura 1: VFSC del sujeto 1 en el tiempo.

2.2. Búsqueda en grilla de parámetros y validación cruzada balanceada

Para obtener los mejores resultados en SVR, es crucial ajustar los parámetros del modelo (restardo, cost, nu y gamma). En este trabajo, se emplea una búsqueda en grilla para explorar combinaciones de valores posibles de estos parámetros. Este método evalúa el rendimiento del modelo para cada combinación, seleccionando aquella que maximiza la correlación entre las predicciones y los valores reales.

Además, se utiliza validación cruzada balanceada para prevenir el sobreajuste del modelo. Este enfoque divide los datos en múltiples subconjuntos, asegurando que cada uno sea representativo de la distribución general. De esta forma, el modelo se entrena y valida iterativamente, permitiendo una evaluación robusta de su desempeño. Este proceso no solo mejora la generalización del modelo, sino que también asegura que los resultados obtenidos sean consistentes y fiables.

2.2.1. Análisis exploratorio: Para comprender mejor el fenómeno de la autorregulación cerebral (AC), se analizó el comportamiento del VFSC en el tiempo (medido en segundos). Las figuras 1 y 2 muestran las gráficas correspondientes al VFSC de ambos sujetos. Al comparar estas gráficas, se observa que en el caso del sujeto 2 ocurre un aumento notable del flujo alrededor del segundo 100, lo que podría indicar una alteración temporal del AC debido a la administración de CO₂. Sin embargo, este análisis por sí solo no permite llegar a una conclusión definitiva.

Además, se llevó a cabo un análisis estadístico descriptivo del VFSC de ambos sujetos. Para el sujeto 1, se obtuvo una media de 63.3 y una mediana de 63.1; mientras que para el sujeto 2, la media fue de 65.7 y la mediana de 68.58. Las figuras 3 y 4 presentan los histogramas del VFSC para ambos sujetos. En el histograma del sujeto 1, la distribución es más uniforme y cercana a una normal, mientras que el del sujeto 2 muestra dos picos evidentes. Esto sugiere que la velocidad de flujo sanguíneo es mayor y presenta mayor irregularidad en el sujeto 2.

Finalmente, se realizó un análisis de correlación entre la PAM y el VFSC de cada sujeto. En un sujeto sano, se espera una correlación baja, ya que el VFSC debería mantenerse

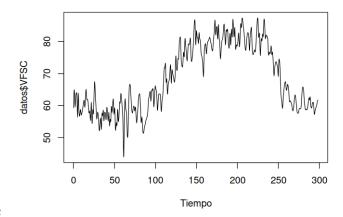


Figura 2: VFSC del sujeto 2 en el tiempo.

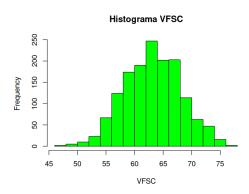


Figura 3: Histograma del VFSC del sujeto 1.

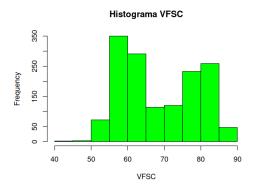


Figura 4: Histograma del VFSC del sujeto 2.

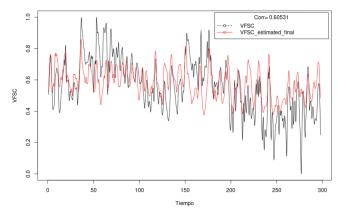


Figura 5: Mejor modelo para el sujeto 1.

independiente de las fluctuaciones en la PAM. En cambio, un sujeto con AC atrofiado presentará una correlación más significativa. Para el sujeto 1, se obtuvo una correlación de 0.48, mientras que para el sujeto 2 fue de 0.57.

En base a estos resultados, concluimos que el sujeto 2 muestra características más consistentes con un AC alterado, lo que sugiere que podría ser el individuo con el sistema de autorregulación cerebral atrofiado.

3. Resultados

Para encontrar los mejores modelos, se realizó una validación cruzada balanceada, una búsqueda en grilla y se evaluaron los modelos mediante una prueba de escalón en la señal de PAM. Este último paso permitió descartar los modelos que presentaban comportamientos no humanos.

Inicialmente, las señales se dividieron en dos partes iguales. Se generó un modelo para cada una de estas partes utilizando una búsqueda en grilla sobre los siguientes rangos de parámetros:

- $cost \in \{2^{-20}, 2^{-19}, \dots, 2^{20}\}$
- $\begin{array}{l} \text{nu} \in \{0,1,0,2,\dots,0,9\} \\ \text{gamma} \in \{2^{-20},2^{-18},\dots,2^{20}\} \end{array}$
- restardo $\in \{1, 2, ..., 7\}$

Cada modelo fue evaluado con la parte contraria de la señal (el conjunto de prueba), y se clasificaron según la correlación obtenida entre las predicciones y los datos reales en el conjunto de prueba.

Finalmente, se descartaron los modelos que no mostraban comportamientos humanos mediante una inspección visual de la respuesta del modelo frente a un escalón de presión arterial.

3.1. Sujeto 1

Para el sujeto 1, el mejor modelo encontrado se muestra en la figura 5. Este modelo presentó una correlación de 0.6 en el conjunto de prueba y se construyó con los siguientes parámetros:

- restardo = 4
- cost = 8
- nu = 0.1
- gamma = 1.5625e-02

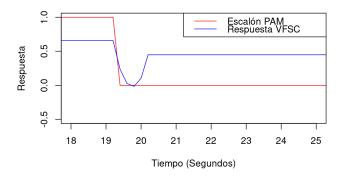


Figura 6: Respuesta al escalón de PAM para el sujeto 1.

La respuesta del modelo frente a un escalón de PAM se presenta en la figura 6. Visualmente, se observa que el AC de este sujeto parece funcionar correctamente, ya que el VFSC logra recuperarse y alcanzar un rango aceptable después de la disminución en la PAM. Sin embargo, la recuperación ocurre de manera excesivamente rápida, lo que podría generar cierta sospecha sobre la precisión del modelo; a pesar de esto no se encontró un modelo más cercano al comportamiento humano.

3.2. Sujeto 2

Para el sujeto 2, el mejor modelo encontrado se muestra en la figura 7. Este modelo presentó una correlación de 0.49 en el conjunto de prueba y se construyó con los siguientes parámetros:

- \blacksquare restardo = 4
- cost = 32
- nu = 0.5
- gamma = 2.441406e-04

Cabe destacar que el parámetro gamma es significativamente menor que el del sujeto 1, lo que indica que el modelo es más simple. Esto puede interpretarse como una señal de daño en el sistema de autorregulación cerebral, ya que un sistema biológico complejo, como el AC, debería requerir un modelo más elaborado para ser representado adecuadamente. Si el modelo puede describirse con parámetros más simples, esto sugiere que el sistema original está atrofiado, lo que indica que el sujeto podría estar enfermo.

La respuesta del modelo frente a un escalón de PAM se presenta en la figura 8. Visualmente, se observa que el AC de este sujeto parece no funcionar correctamente, ya que, aunque el VFSC intenta recuperarse tras la disminución inicial, no logra alcanzar un nivel óptimo y se estabiliza en un valor subóptimo. Además, la bajada y la subida del VFSC ocurren en menos de un segundo, lo que también puede ser indicativo de un sistema deteriorado.

4. Discusión

Los resultados obtenidos sugieren que el sujeto 1 presenta un sistema de autorregulación cerebral funcional, mientras que

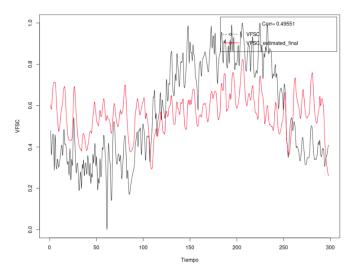


Figura 7: Mejor modelo para el sujeto 2.



Figura 8: Respuesta al escalón de PAM para el sujeto 2.

el sujeto 2 podría tener un AC deteriorado. Esta conclusión se basa en varios factores observados durante el análisis de los modelos y las pruebas realizadas.

En primer lugar, los datos de sujeto 1 presentaron una correlación entre el PAM y el VFSC baja (0.48). El mejor modelo generado tuvo un gamma más alto en comparación con el sujeto 2. Esto indica que el modelo del sujeto 1 es más complejo, lo cual es consistente con un AC saludable, ya que un sistema biológico funcional tiende a mostrar una mayor complejidad en su comportamiento. Además, en la prueba del escalón de PAM, el modelo del sujeto 1 mostró una respuesta en la que el VFSC se recupera y vuelve a un rango aceptable después de una disminución en la PAM, lo que refuerza la hipótesis de un AC funcional.

Por otro lado, los datos de sujeto 2 presentaron una correlación entre el PAM y el VFSC más alta (0.57). El mejor modelo generado tuvo un gamma considerablemente

menor que el del sujeto 1, lo que indica que el modelo es más simple. Esta simplicidad puede interpretarse como un indicio de un sistema biológico menos dinámico, lo que es consistente con un AC atrofiado. Además, en la prueba del escalón de PAM, la respuesta del VFSC del sujeto 2 no logró recuperarse completamente tras la disminución inicial, estabilizándose en un nivel subóptimo. Este comportamiento, junto con la rapidez extrema en la bajada y subida del VFSC (menos de un segundo), refuerza la hipótesis de que el AC del sujeto 2 está deteriorado.

En términos generales, los resultados sugieren que el sujeto 1 tiene un AC funcional, mientras que el sujeto 2 presenta características que podrían asociarse con un AC atrofiado.

5. CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos permitieron identificar diferencias significativas entre los dos sujetos. Para el sujeto 1, el modelo mostró características consistentes con un AC funcional, reflejado en una correlación moderada y una respuesta adecuada del VFSC ante cambios en la PAM. En contraste, el sujeto 2 presentó un modelo más simple, una correlación más baja y una respuesta subóptima del VFSC, lo que sugiere un posible deterioro en su AC.

Además de los hallazgos específicos, este trabajo destacó la potencia y versatilidad de modelar sistemas reales mediante técnicas como SVR. Al construir modelos que representan de manera precisa el comportamiento del sistema, fue posible experimentar sobre ellos, como en el caso de las pruebas de escalón, para obtener información adicional sobre las características y el funcionamiento del sistema original. Este enfoque no solo permite evaluar el estado actual del sistema, sino que también abre la posibilidad de simular escenarios controlados que serían difíciles o imposibles de realizar en un entorno real.

En conclusión, el análisis realizado no solo permitió diferenciar entre un posible AC funcional y uno atrofiado, sino que también demostró el valor de utilizar modelos matemáticos y experimentos sobre estos para comprender sistemas complejos en el mundo real. Estos resultados resaltan el potencial de las técnicas de aprendizaje automático en el análisis de sistemas biológicos.

REFERENCIAS

[1] M. Chacón, "Taller de minería de datos avanzada: Capítulo vi "svr"," in *Taller de minería de datos avanzada PPT*, 2017.