Nombre: Benjamin Jorquera Jorquera

Rut: 19.182.719-8

Año estimado de egreso: 2022

Teléfono: 9 93362209

E-mail: [benjamin.jorquera@usach.cl](mailto:benjamin.jorquera@usach.cl)

Profesor Patrocinador: José Luis Jara

Fecha: 23 de abr. de 2022

**UNIVERSIDAD DE SANTIAGO DE CHILE**

**FACULTAD DE INGENIERÍA**

**DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INFORMÁTICA**

**Optimización metaheurística para selección automática de modelos de autorregulación cerebral**

**Informe N° 1**

**Análisis del problema**

**RESUMEN**

El mecanismo biológico de la autorregulación sanguínea cerebral no puede ser cuantificado de manera efectiva, ya que los métodos dinámicos de cambios bruscos de presión utilizados pueden ser perjudiciales para la salud de las personas. Por esto se realizaron estudios que validan distintos métodos de generación de modelos que se aproximan a las señales reales de este fenómeno, siendo los de optimización heurísticas uno de los más recientes, para realizar estas perturbaciones a los modelos. El problema es que estos métodos aún no han sido validados para pacientes enfermos, y si bien presentan buenos resultados tampoco podrían ser utilizados como muestras reales para estas señales. Por esto se propone un nuevo enfoque que utiliza optimizaciones metaheurísticas, para evaluar si es posible acotar mejor el espacio de búsqueda de estas soluciones, escoger modelos de calidad de manera automática sin necesidad de intervenir en el paciente, y reducir el tiempo de procesamiento del procedimiento, para poder diagnosticar a tiempo posibles afecciones cerebrales.

**Palabras clave:** *autorregulación cerebral, optimización metaheurística, selección automática.*

**TABLA DE CONTENIDOS**

[1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA 1](#_Toc101784576)

[1.1. MOTIVACIÓN 1](#_Toc101784577)

[1.2. ENUNCIADO DEL PROBLEMA 3](#_Toc101784578)

[2. CARACTERÍSTICA GENERAL DE LA SOLUCIÓN 3](#_Toc101784579)

[3. PROPÓSITO DE LA SOLUCIÓN 4](#_Toc101784580)

[4. OBJETIVO GENERAL DEL PROYECTO 4](#_Toc101784581)

[5. REFERENCIAS 5](#_Toc101784582)

# DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

## MOTIVACIÓN

El cerebro humano es un órgano compuesto por sistemas biológicos complejos que requieren una alta cantidad de recursos. En él trabajan el sistema circulatorio y el corazón, que se encargan del control de la sangre, el envío de nutrientes y de oxígeno hacía distintas partes del cerebro, tareas necesarias para su buen funcionamiento. Además, los vasos sanguíneos cerebrales regulan el flujo sanguíneo cerebral (FSC), reaccionando ante perturbaciones externas e internas del cerebro (Galindo et al., 2020).

La autorregulación cerebral (AC) es un mecanismo de defensa homeostático que controla la velocidad del flujo sanguíneo cerebral (VFSC), para mantener un flujo sanguíneo cerebral relativamente constante, a pesar de cualquier tipo de cambio en la presión de perfusión cerebral (PPC), la cual se encarga de la irrigación sanguínea del cerebro a través de su lecho vascular (Muñoz, 2009).

Los estudios demuestran que un mal funcionamiento o deterioro de la AC puede provocar riesgos a la salud y graves consecuencias para el ser humano (Czosnyka et al., 2001). Ya que este mecanismo se encarga de suministrar la sangre necesaria para la demanda metabólica de las actividades del ser humano, y también en situaciones críticas como traumas encéfalo craneanos con resultados hemorrágicos o la hidrocefalia (Busija, 1993). Por lo tanto, una buena evaluación de la AC permite mejorar el pronóstico, diagnóstico, monitoreo y control de enfermedades cerebrales (Panerai, 1998).

Por otro lado, varios estudios demuestran que no existe una forma estándar efectiva de medir la AC para cualquier tipo de paciente. Sin embargo, actualmente se utiliza un método dinámico para medir la AC, donde se mide la presión arterial media (PAM) relacionada con la PPM, y la VFSC durante una perturbación de presión sanguínea arterial (Aaslid et al., 1989). Pero estos cambios bruscos de presión pueden ser peligrosos dependiendo del estado de salud del paciente, por lo que se han realizado estudios sobre entrenamiento de modelos a partir de cambios espontáneos de presión, para poder simular y encontrar resultados válidos para este fenómeno (Chacón et al., 2008).

Una buena opción de modelos son las máquinas de vectores de soporte (SVM), ya que los estudios indican que presentan buenos resultados (Chacón, 2009). Pero para obtener buenos modelos, los algoritmos de entrenamiento prueban varias combinaciones hiper paramétricas, generando cientos de miles de modelos por individuo, donde el investigador debe escoger uno que no esté sobreentrenado de manera manual (Vallejos, 2017).

Debido a la naturaleza del problema, en varios estudios se han desarrollado y aplicado varios enfoques y métodos para el entrenamiento de estos modelos, y la aplicación de filtros para la selección de los mejores (Miranda, 2016). En un estudio previo (Vallejos, 2017) se utilizó un método de optimización multiobjetivo (OMO) para obtener modelos óptimos y analizar la calidad de sus factores. El cual obtuvo buenos resultados, ya que acota el espacio de búsqueda de soluciones, y reduce los tiempos de procesamiento. Sin embargo, no ha podido ser validado para pacientes enfermos, ya que no se encontraron mejoras en los índices de AC que reflejen el comportamiento real del fenómeno.

Estos antecedentes han abierto un abanico de posibilidades en la búsqueda de métodos de optimización metaheurísticos como enjambre de partículas (PSO), técnicas especializadas de rendimiento y comparación, y análisis estadísticos de resultados, para aportar valor a la problemática de realizar la búsqueda y selección de modelos de calidad de AC y señales biológicas. El cumplimiento de estos objetivos principales podría ser de gran ayuda para pacientes con algún tipo de problema de salud cerebral, ya que acotaría significativamente el tiempo de procesamiento y la eficiencia del procedimiento, para así poder diagnosticar y tratar de mejor manera al paciente. Porque si este presenta problemas con la presión sanguínea cerebral (PAM) el cerebro perdería su capacidad auto regulativa (Lassen, 1959). Si esto ocurre, el cerebro no podrá obtener los niveles de oxígeno suficientes para el metabolismo celular, produciendo una hipoxia cerebral y, en consecuencia, muerte del tejido cerebral (Horiuchi et al., 2016).

## ENUNCIADO DEL PROBLEMA

¿Cómo guiar la búsqueda y selección de modelos adecuados de autorregulación cerebral, utilizando un método de optimización metaheurística por Enjambre de Partículas?

# CARACTERÍSTICA GENERAL DE LA SOLUCIÓN

El problema en cuestión no se puede resolver utilizando métodos de optimización determinísticos debido a sus características y complejidad, por lo que se debe recurrir a otros tipos de métodos más especializados, como las optimizaciones metaheurísticas, que resuelven problemas de búsqueda y optimización, que aun cuando la solución no es óptima, es una buena solución en términos de calidad y utilización de recursos.

Los métodos metaheurísticos son producto de una combinación de métodos heurísticos que exploran mejor el espacio de búsqueda, produciendo soluciones casi óptimas. El método de optimización por enjambres de partículas es un algoritmo inspirado en el comportamiento de la naturaleza, en particular del movimiento de algunos seres vivos como las bandadas de pájaros, los bancos de peces o las manadas de mamíferos, donde su actuación colectiva proporciona nuevas técnicas de búsqueda y optimización, modificando cada partícula en base a su experiencia y la experiencia de la partícula vecina (Jiménez et al., 2016).

La solución consiste entonces en una evaluación de si estos métodos de optimización que utilizan metaheurísticas son adecuados para resolver el problema de generar modelos de la hemodinámica cerebral de buena calidad, en comparación con los otros métodos utilizados, y reducir el tiempo de procesamiento de datos. El método que se utilizará será la PSO, que guiará el proceso de búsqueda de los mejores modelos en el espacio de soluciones de manera acotada utilizando R, un lenguaje y entorno de programación para análisis estadístico, y los programas ARI y mfARI, *software* implementado en R que realiza el cálculo de los índices de autorregulación cerebral (Chacón et al., 2014).

# PROPÓSITO DE LA SOLUCIÓN

El propósito de la solución es minimizar el tiempo de procesamiento en la generación de modelos de autorregulación cerebral utilizando técnicas PSO obteniendo buenos resultados, a través de un procedimiento que pueda explorar un espacio de búsqueda de manera más eficiente, como resultado de un algoritmo metaheurístico. Mientras que el proceso de selección manual del mejor modelo por parte del investigador también sea parte del procedimiento, incluyéndolo en la técnica de PSO.

Si esta evaluación resulta ser exitosa, podría otorgar información importante para el estudio y la investigación de los métodos utilizados para modelar la autorregulación cerebral y las señales biológicas. Además, si se logra reducir el tiempo que utilizan los métodos exhaustivos para generar estos modelos, y pasar exitosamente las pruebas de modelos de calidad que mejor representan este fenómeno, podrían ser utilizados para la evaluación de la salud cerebral de pacientes enfermos.

# OBJETIVO GENERAL DEL PROYECTO

Utilizar la PSO para desarrollar un procedimiento que genere modelos de señales biológicas de calidad, que mejor representen el fenómeno real de la autorregulación cerebral, seleccionando de manera automática los que mejor se aproximan a estos modelos, y evaluar los resultados del procedimiento de manera objetiva y transparente.

# REFERENCIAS

Aaslid, R., Lindegaard, K., Sorteberg, W., & Nornes, H. (1989). Cerebral autoregulation dynamics in humans. Stroke, 20(1), 45-52.

Busija, D. (1993). Cerebral autoregulation: The Regulation of Cerebral Blood Flow. Ed J. W. Phillis, 45–64.

Chacón, M., Nuñez, N., Henríquez, C., & Panerai, R. (2008). Unconstrained parameter estimation for assessment of dynamic cerebral autoregulation. Physiological Measurement, 29(10), 1179–1193.

Chacón, M. (2009). Comparison between SVM and ANN for modeling the cerebral autoregulation blood flow system. ICN 2009\_14.

Chacón, M., Jara, J. L., & B. Panerai, R. (2014). A New Model-Free Index of Dynamic Cerebral Blood Flow Autoregulation. PLoS One, 9(10), 1-11.

Czosnyka, M., Smielewski, P., Piechnik, S., Steiner, L., & Pickard, J. (2001). Cerebral autoregulation following head injury. Journal of Neurosurgery, 95(5), 756-763.

Galindo-Velásquez HA, Cáñamo-Villafañe PA, Fontalvo-Mendoza MF y col. Autorregulación cerebral: fisiología y fisiopatología esenciales para el manejo neurocrítico. Rev Arg Med 2020;8(4):305-310

Horiuchi, M., Endo, J., Dobashi, S., Kiuchi, M., Koyama, K., & Subudhi, A. (2016). Effect on progressive normobaric hipoxia on dynamic cerebral autoregulation. Physiol.

Jimenez-Builes, J., Arango-Sanchez, R., Jimenez-Pinzón, L. (2016). Métodos de búsqueda usando los algoritmos de enjambre de partículas y genético, Lámpsakos, no. 16, pp 52-60

Lassen, N. (1959). Cerebral Blood Flow and oxygen consumption in man. Physiological Reviews, 183-238.

Miranda, R. (2016). Evaluación de la Autorregulación en Sujetos Normocápnicos e Hipercápnicos usando SVM. Memoria de Título profesional de Ingeniero Civil en Informática, Universidad de Santiago de Chile, Santiago.

Muñoz, H. (2009). Modelamiento no lineal del sistema de autorregulación cerebral con retroalimentación por distensibilidad intracraneal. Tesis conducente al grado de Ingeniería Civil Informática, Universidad de Santiago de Chile, Santiago.

Panerai, R. (1998). Assessment of cerebral pressure autoregulation in humans—a review of measurement methods. Physiological Measurement, 19(3), 305–338.

Tiecks, F., Lam, A., Aaslid, R., & Newell, D. (1995). Comparison of Static and Dynamic Cerebral Autoregulation Measurements. American Heart Association, 26(6), 1014-1019.

Vallejos, D. (2017). Optimización multi-objetivo para seleccionar modelos de señales biológicas. Memoria de Título profesional de Ingeniero Civil en Informática, Universidad de Santiago de Chile, Santiago.

**ANEXOS: GLOSARIO**

|  |  |
| --- | --- |
| AC | Autorregulación de la presión sanguínea a nivel cerebral. |
| ARI | Autoregulatory Index. Índice de autorregulación, definido por Aaslid y Tiecks, los cuales estipulan 10 niveles para la medición de la autorregulación, con valores del 0 al 9, siendo 0 ausencia total de autorregulación y 9 autorregulación perfecta. Con la finalidad de generar mayor precisión las curvas de estos valores fueron interpoladas para obtener 91 curvas. |
| FSC | Flujo sanguíneo cerebral. Corresponde al flujo de sangre en los vasos cerebrales. |
| mfARI | Model-Free Auto-regulation Index. Índice autorregulatorio, definido por Chacón, Jara y Panerai. Se utiliza para caracterizar numéricamente la autorregulación cerebral. |
| OMO | Optimización Multi-Objetivo. Técnica de los métodos de optimización enfocada en utilizar múltiples funciones objetivo a modo de encontrar un conjunto solución homogéneo que presente rendimientos iguales. |
| PAM | Presión sanguínea arterial media. |
| PIC | Presión intracraneal, se define como la suma de las presiones ejercidas por los distintos componentes en la rígida bóveda craneal (Galindo et al., 2020). |
| PPC | Presión de perfusión cerebral, corresponde a la diferencia entre la PAM y la PIC (Galindo et al., 2020). |
| PSO | Particle Swarm Optimization, en español optimización por enjambre de partículas. Técnica de optimización inspirada en el movimiento de las partículas en la naturaleza, que utiliza metaheurísticas para ampliar el espacio de búsqueda y encontrar soluciones casi óptimas (Jiménez et al., 2016). |
| SVM | Support Vector Machine, en español máquinas de vectores soporte. Corresponde a un algoritmo de aprendizaje automático del tipo supervisado para modelar sistemas, su base se sustenta en la teoría de aprendizaje estadístico, son utilizadas para clasificación (SVC) y regresión (SVR). |
| VFSC | Velocidad de flujo sanguíneo cerebral. |