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: 08 de may. 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° 2**

**Análisis de la solución**

**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. ENUNCIADO DEL PROBLEMA 1](#_Toc103005692)

[2. ANÁLISIS DE LA SOLUCIÓN 1](#_Toc103005693)

[2.1. ESTADO DEL ARTE 1](#_Toc103005694)

[2.2. ENFOQUES DE SOLUCIÓN 3](#_Toc103005695)

[**2.2.1.** **Optimización por Enjambre de Partículas** 3](#_Toc103005696)

[**2.2.2.** **Variaciones de PSO** 4](#_Toc103005697)

[**2.2.2.2.** **Optimización por Multi Enjambre de Partículas** 4](#_Toc103005698)

[2.3. JUSTIFICACIÓN DEL ENFOQUE SELECCIONADO 4](#_Toc103005699)

[3. DESCRIPCIÓN DE LA SOLUCIÓN PROPUESTA 5](#_Toc103005700)

[3.1. CARACTERÍSTICAS DE LA SOLUCIÓN 5](#_Toc103005701)

[3.2. ALCANCES Y LIMITACIONES DE LA SOLUCIÓN 5](#_Toc103005702)

[3.3. EVALUACIÓN DE LA SOLUCIÓN 5](#_Toc103005703)

[4. OBJETIVO GENERAL DEL PROYECTO 5](#_Toc103005704)

[5. REFERENCIAS 6](#_Toc103005705)

# ENUNCIADO DEL PROBLEMA

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

# ANÁLISIS DE LA SOLUCIÓN

## ESTADO DEL ARTE

La AC es la habilidad del cuerpo humano encargada de mantener los niveles de flujo sanguíneo en el cerebro relativamente constantes ante cambios de presión. Sin embargo, no existe una forma estándar de medir la AC, pero si existe una gran variedad de métodos y criterios de medición. En la actualidad estos métodos presentan diferentes enfoques y características, que dependen del estudio realizado y los objetivos que pretenden alcanzar. Esto ocurre porque se intenta dar con el comportamiento que permita modelar de manera objetiva los niveles de recuperación del flujo sanguíneo cerebral. (Panerai, 1998).

La evolución de las metodologías de medición de la AC comienza con estudios basados en nuevas técnicas comparativas, para evidenciar las diferencias entre los métodos de medición estáticos y dinámicos presentados con anterioridad. Donde se pudo descubrir la existencia de una respuesta continua, la cual seguía un patrón único para todos los individuos en un modelo de 10 niveles para clasificar su capacidad autorregulatoria (Tiecks et al. 1995). Luego se presentaron análisis comparativos de la mayoría de los métodos de evaluación existentes, entregando valiosos resultados para la evaluación de la AC (Panerai, 1997).

Actualmente el estudio de la AC consiste en medir la presión sanguínea arterial media (PAM) y la velocidad de flujo sanguíneo cerebral (VFSC) que entra por las arterias cerebrales, y así modelar su comportamiento utilizando distintas técnicas de aprendizaje.

Un enfoque aceptado y utilizado en el Departamento de Ingeniería Informática de la Universidad Santiago de Chile son las máquinas de vectores de soporte (SVM), que utilizan aprendizaje supervisado para entregar modelos representativos de la AC mediante una regresión que permite estimar la VFSC. También los estudios de Chacón et al. (2011) aplican metodologías basadas en regresión multivariada con aplicaciones en clasificadores, el cual realiza un modelamiento utilizando minería de datos para obtener más robustez en el modelo original de Tiecks, permitiendo mediciones del paciente en estado de reposo con cambios espontáneos de presión.

A partir del aprendizaje se pueden filtrar los modelos para escoger los que mejor representen el fenómeno de la AC. Los filtros en primera instancia constan de tres reglas visuales, donde posteriormente se agregarán cuatro nuevas reglas con un algoritmo basado en los puntajes de las características de la señal. Este nuevo enfoque de filtro realiza una búsqueda exhaustiva (*grid*) en base a los filtros normales, y luego el filtro con las nuevas reglas, donde el investigador le otorga valor a ciertos comportamientos de la señal, obteniendo modelos de posibles señales autorregulatorias humanas (Miranda, 2016).

Los modelos seleccionados por este nuevo filtro son sometidos a una optimización, para encontrar el mejor modelo del aprendizaje realizado, que según los estudios el único criterio es la correlación en señales de validación distinta a la entrenada, lo que podría provocar casos de sobre entrenamiento del comportamiento.

Como la optimización de encontrar el mejor modelo depende de la función objetivo, se han realizado estudios donde se utilizan nuevos enfoques para abordar este problema, como la optimización multi objetivo (OMO) junto al principio de Pareto, que cambia la función objetivo al dominio múltiple (Vallejos, 2017).

Por otro lado, estudios sugieren que una optimización por enjambre de partículas mejorada, basada en el cambio dinámico del peso inercial, supone una mejora de las habilidades de exploración y explotación del algoritmo de optimización multiobjetivo, manteniendo la diversidad y convergencia de las soluciones optimas de Pareto (Zhang et al., 2013). También se han realizado estudios de optimizaciones con enfoques metaheurísticos como optimización por enjambre de partículas (PSO) basados en recocido simulado (SA) para encontrar parámetros de modelos de AC (Sharma et al., 2011).

## ENFOQUES DE SOLUCIÓN

### **Optimización por Enjambre de Partículas**

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 PSO es reconocida como una herramienta útil para resolver problemas de optimización. Es un método de búsqueda estocástico poblacional donde cada partícula del enjambre encuentra un camino de acuerdo con la siguiente información:

1. Desde su propia posición.
2. Desde la mejor posición global del enjambre completo.

A través de la cooperación entre los individuos, el grupo es capaz de conseguir su objetivo de manera eficaz y efectiva (Sharma et al., 2011). Sin embargo, la PSO estándar posee las siguientes limitaciones:

1. Convergencia prematura, las razones son:
   1. La velocidad de la partícula se hace cero después de algunas iteraciones.
   2. Pérdida de diversidad.
2. Sensibilidad a parámetros de entrada y tamaño de la población.

### **Variaciones de PSO**

#### **Optimización por Enjambre de Partículas basado en Recocido Simulado**

El algoritmo de optimización por enjambre de partículas basado en recocido simulado (SAPSO) puede disminuir las desventajas de la PSO estándar mejorando su habilidad de encontrar óptimos globales. También en otros estudios se han introducido relaciones de mapeo entre pesos inerciales y temperatura de recocido, mejorando la velocidad y la precisión. Sin embargo, en la mayoría de los algoritmos SAPSO, SA ha sido implementado para encontrar la mejor solución global alrededor de una posición. Por lo tanto, la exploración se concentra solo en ese espacio, donde es posible que la partícula quede atrapada en un óptimo local, y que la nueva posición generada también caiga en el mismo espacio. Por lo que aumentar la diversidad no es suficiente en algunas ocasiones.

#### **Optimización por Multi Enjambre de Partículas**

Estudios se inspiran en la idea de que la información de distintas relaciones se puede combinar para producir otro tipo de relaciones, proponiendo los métodos de optimización por multi enjambre de partículas (MSPSO). Donde son propuestas estrategias para balancear la exploración y la explotación de los métodos PSO estándar (). A pesar de tener buen rendimiento en términos de precisión en funciones complejas, presenta rendimientos moderados en utilización de tiempo, por lo tanto, este enfoque podría no ser el adecuado para una selección más rápida de modelos de AC.

## JUSTIFICACIÓN DEL ENFOQUE SELECCIONADO

El enfoque seleccionado es la PSO, debido a su simplicidad y sus directas aplicaciones a los problemas, probando ser un método eficiente para varios problemas de ciencias e ingeniería, constituyendo un método alternativo a los existentes para modelar la AC, o complementando a la OMO. Las principales ventajas de la PSO son:

1. Es un optimizador global libre de derivadas.
2. Rápido y fácil de paralelizar.
3. Necesita pocos parámetros de entrada.

Además, el enfoque metaheurístico sirve como referencia en la exploración de nuevos métodos para la selección eficiente de mejores modelos de la AC.

# DESCRIPCIÓN DE LA SOLUCIÓN PROPUESTA

## CARACTERÍSTICAS DE LA SOLUCIÓN

La solución consiste en una evaluación de si PSO es adecuado 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. Este método 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).

El propósito de la solución es determinar si la búsqueda y selección de estos modelos entregan buenos resultados. Los datos de estudio de los individuos serán entrenados utilizando modelos de aprendizaje lineales y no lineales. Luego se aplican diversos filtros al resultado de estos entrenamientos para obtener los índices de autorregulación y seleccionar con un algoritmo los mejores modelos de acuerdo con diversos factores. Es en este proceso donde entra la PSO para guiar la búsqueda al mejor modelo, definiendo una función objetivo para la optimización y las reglas matemáticas asociadas.

## ALCANCES Y LIMITACIONES DE LA SOLUCIÓN

Algunas de las deficiencias que tiene la PSO estándar son en algunos casos la velocidad de búsqueda, y la precisión al encontrar óptimos locales debido a su diversidad.

Por otro lado, los datos están sujetos al historial clínico de los pacientes y estos deben dar su consentimiento voluntario para ser pate del estudio, además debe ser aprobado por los comités de ética correspondientes.

Los resultados obtenidos del aprendizaje deben ser filtrados mediante una inspección estándar de medidas fisiológicas, para calcular sus índices ARI y mfARI, y ser evaluados con las técnicas PSO.

Si se cumple el objetivo, se podrán obtener resultados eficientes de forma más rápida, mejorando y acelerando los procesos de diagnóstico, monitoreo y control de los pacientes con problemas cerebrales.

## EVALUACIÓN DE LA SOLUCIÓN

Realizar análisis estadístico para evaluar el desempeño y la eficacia del entrenamiento de los modelos. Comparar la significancia y representatividad el resultado de los modelos óptimos con los obtenidos con los métodos OMO (Vallejos, 2017), y con la función objetivo del estudio de Miranda, 2016. Determinar si existen configuraciones óptimas para la selección de modelos automáticos de AC utilizando el método PSO que cumplan con los objetivos propuestos.

# OBJETIVO GENERAL DEL PROYECTO

Utilizar la PSO para desarrollar un procedimiento en R que genere modelos de señales biológicas de calidad, que mejor representen el fenómeno real de la autorregulación cerebral a partir del entrenamiento previo de los modelos, seleccionando de manera automática los que mejor se aproximan a estos modelos, y evaluar los resultados del procedimiento en base a los resultados obtenidos por los métodos de los estudios mencionados previamente. Para evaluar la posibilidad de utilizar estos modelos como representativos del fenómeno de la AC, ayudando a mejorar su diagnóstico en pacientes enfermos.

# 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., Araya, C., & B. Panerai, R. (2011). Non-linear multivariate modeling of cerebral hemodynamics with autoregressive Support Vector Machines. Medical Engineering & Physics, 33, 180-187.

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.

Panerai, R., James, M., & Potter, J. (1997). Impulse Response Analysis of Baroreceptor Sensitivity. Am. J. Physiol, 272, 1866-1875.

Sharma, S., Patnaik, R., Sharma, N. and Tiwari, J.P. (2011) Simulated annealing-based particle swarm optimization with adaptive jump strategy for modelling of dynamic cerebral pressure autoregulation mechanism, Int. J. Bio-Inspired Computation, Vol. 3, No. 4, pp.225–237.

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.

Zhang, J., Huang, C., Xu, J. and Lu, J. (2013). A novel particle swarm algorithm for multi-objective optimization problem, Int. J. Modelling, Identification and Control, Vol. 18, No. 4, pp.380–386.

**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. |