

Uso de Redes Neuronales en Computación Evolutiva para solucionar problemas de Caja Negra

Anteproyecto

Pendiente linea de investigación FICB-PG

Pendiente grupo de trabajo FICB-PG

Jorge González(1310012235)

Asesor temático: Jonatan Gómez, PhD

Supervisor metodológico: Javier Niño, MSc

Mayo 2018

Resumen

Uso de Algoritmos Genéticos en la búsqueda en el espacio de soluciones se optimiza el uso de Redes Neuronales en la búsqueda de modelos sustitutos para solucionar problemas de Caja Negra.

Palabras Clave: blackbox optimization, genetic algorithm, neural network, surrogate model, continuous optimization

Abstract

Use of Genetic Algorithms in the search in the space of solutions optimizes the use of Neural Networks in the search of substitute models to solve BlackBox Problems.

Palabras Clave: optimización de caja negra, algoritmos genéticos, redes neuronales, modelos sustitutos, optimización continua

1. Introducción

Un problema de caja negra consiste en sistema en el cual solo se conocen las entradas y las salidas correspondientes pero no se conoce su funcionamiento interno.



Figura 1: *Problema de Caja Negra*

Se puede desconocer el funcionamiento interno por varias razones entre ellas: Cada ejecución del sistema puede ser muy costoso. Puede ser difícil de modelar matemáticamente. Puede ser imposible de modelar matemáticamente. La cantidad de variables indefinidas. En el mundo real se encuentran diferentes tipos de problemas con estas características, algunos ejemplos de estos problemas:

- Estimación de equivalencia de agua en nieve usando blackbox optimization [1]. En este caso buscan evaluar cual es la cantidad de agua que va a resultar cuando se derrita la nieve que está en determinado territorio, esto es importante para poder definir la capacidad de un cause específico.
- Optimización de trayectorias verticales basadas en procedimientos diseñados para reducir la emisión de ruido y proteger las zonas próximas al aeropuerto [2]. Acá buscan definir cual es la trayectoria que debe seguir un avión en el momento del despegue, optimizando el consumo de combustible ya que genera costos y también como el ruido afecta a las personas que viven al lado del aeropuerto.
- Análisis y diseño de optimización para una garra robotica usando algoritmos genéticos multiobjetivo [3]. Plantean realizar el control de diferentes actuadores cambiando los valores de voltaje dependiendo de la aplicación en la que esté trabajando.

En todos estos ejercicios tratan el problema sin saber la estructura interna, y trabajan generando un modelo sustituto sobre los cuales se realizan pruebas y se buscan las soluciones optimas.

1.1. Pregunta de investigación

¿La selección espacios de búsqueda mediante Computación Evolutiva produce mejores resultados al usar el entrenamiento de Redes Neuronales para solucionar problemas de Caja Negra?

1.2. Objetivo general

Implementar Computación Evolutiva optimizando los espacios de búsqueda para resolver problemas de Caja Negra con Redes Neuronales.

1.3. Objetivos específicos

- Implementar Redes Neuronales para solución de problemas COCO.
- Implementar HaEa [4] para encontrar los espacios de búsqueda
- Desarrollar de prototipos sobre COCO.
- Ejecutar los prototipos y recolectar información
- Evaluar los resultados.

2. Revisión de literatura

Los problemas de Caja Negra han sido abordados con diferentes estrategias y herramientas, en proyectos como la BBComp (BlackBox Optimization Competition, <https://bbcomp.ini.rub.de/>) y NumBBO (Numerical BlackBox Optimization, <http://numbbo.gforge.inria.fr/>) realizan ejercicios de investigación y competencia para comparar diferentes propuestas que resuelvan este tipo de problemas. Además en el caso de NumBBO han trabajado en el desarrollo de la plataforma COCO [5] (COMparing Continuous Optimisers, <http://coco.gforge.inria.fr/>) esta plataforma permite realizar comparaciones sistematicas y fuertes de diferentes optimizadores de funciones reales, esta plataforma permite realizar comparación cantidad de evaluaciones y cantidad de ejercicios solucionados, en la figura 2 se pueden ver las comparación de diferentes algoritmos enfrentados a los conjuntos de problemas en multiples dimensiones que se ofrecen.

Algunos de los algoritmos usados en las diferentes competencias con sus respectivos papers pueden ser encontrados en los siguientes links:

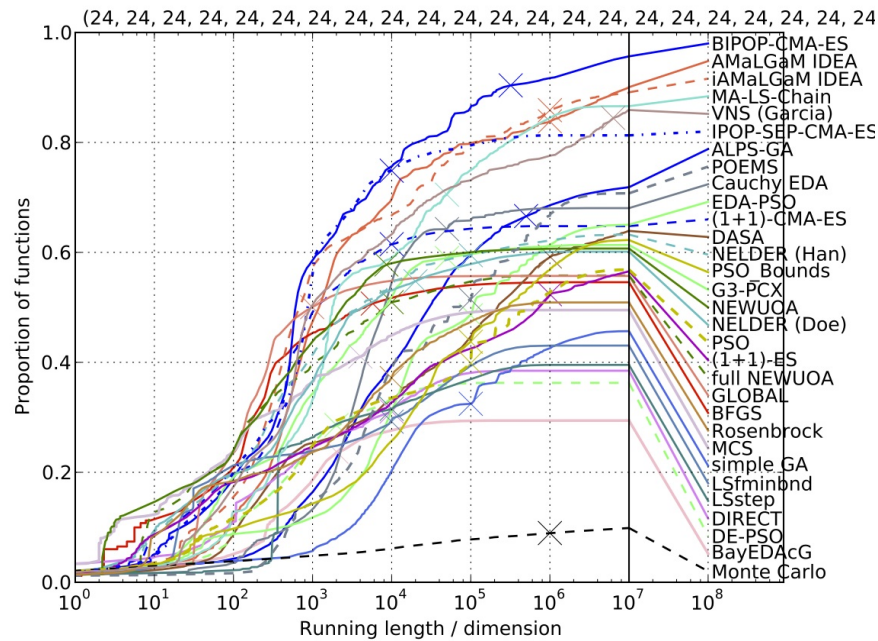


Figura 2: Ejemplo de resultados COCO

- <http://numbbbo.gforge.inria.fr/doku.php?id=publications>
- <https://bbcomp.ini.rub.de/results/BBCComp2017-1OBJ/summary.html>
- <https://bbcomp.ini.rub.de/results/BBCComp2017-2OBJ/summary.html>
- <https://bbcomp.ini.rub.de/results/BBCComp2017-3OBJ/summary.html>

Para el desarrollo del proyecto actual se va a trabajar con la implementación de la plataforma COCO, en ella se encuentran conjuntos de problemas en diferentes dimensiones y la plataforma entrega la cantidad de ejercicios resueltos y las evaluaciones realizadas por cada problema y por dimensiones.

HaEA [4] es un algoritmo evolutivo autoadaptativo híbrido que permite implementarse para realizar búsquedas de soluciones en entornos no definidos. En este caso puede usarse para ayudar a determinar los sectores en el espacio de búsqueda que puedan tener candidatos interesantes a ser solución del problema de optimización.

3. Estrategia Metodológica

Este es un proyecto de investigación teórica con enfoque cuantitativo. Se quiere validar si la técnica propuesta puede solucionar los problemas de Caja Negra al menos con resultados en promedio equivalentes que los algoritmos usados en el estado del arte.

Los datos que se van a usar para la investigación son los resultados de la implementación del algoritmo ejecutado sobre la plataforma COCO. Se van a evaluar la cantidad de ejercicios resueltos contra número de evaluaciones que se requieren para solucionar los mismos. Un problema dentro de la plataforma se responde que está resuelto cuando se encuentra el valor de la optimización. La plataforma por cada problema resuelto entrega un informe con la cantidad de evaluaciones. El conjunto de ejercicios que se tienen por cada problema tienen diferentes dimensiones y todos los valores de solución se encuentran entre $[-5, 5]$ en cada dimensión. Los resultados de la ejecución los entrega en gráficas como la figura 3 en la que se compara el número de evaluaciones por cada dimensión contra la proporción de soluciones encontradas.

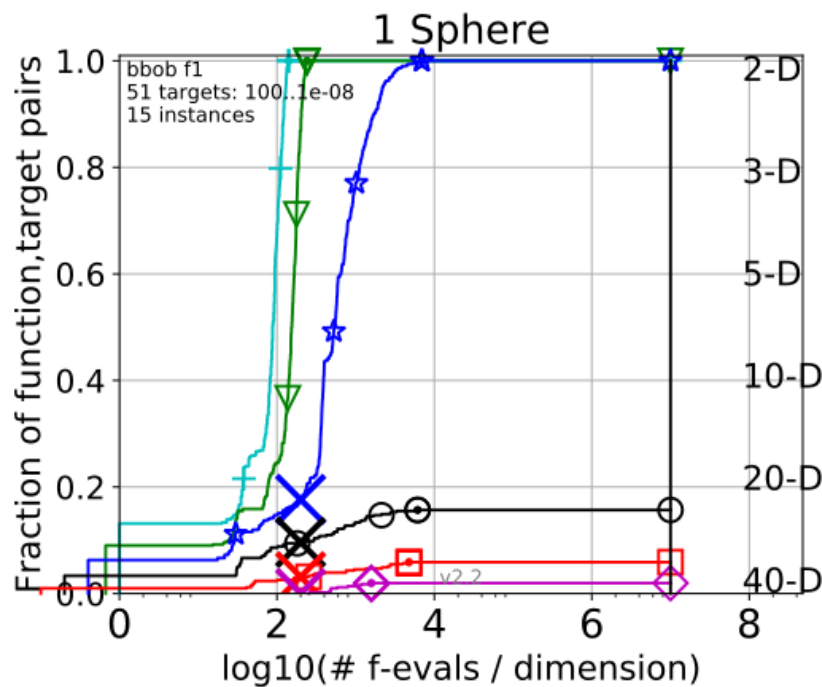


Figura 3: Ejemplo de resultado esfera COCO

3.1. Hipotesis

La implementación de HaEa en la identificación de espacios de búsqueda para el entrenamiento de Redes Neuronales puede generar resultados al menos equivalentes a la media en terminos de cantidad de soluciones correctas para los problemas COCO.

3.2. Implementación

La implementación del algoritmo está en la figura 4. Se va a utilizar una red neuronal (inicialmente de 20x40x20) que va a funcionar como un modelo sustituto para la Caja Negra. Con esta red HaEa va a tener la opción de realizar una exploración amplia que no genere consultas. El paso (1) corresponde a una consulta a la Caja Negra, en este caso con cada ejercicio de la plataforma COCO. El resultado (2) es almacenado y se utiliza para que HaEa comience a entrenar una red neuronal (3) que va a realizar un modelo sustituto del problema. Luego se consulta a la red neuronal cual sería el optimo actual de su modelo (4), esta va a ser una aproximación del modelo real. Cuando HaEa encuentre cual es el mejor posible (4), realiza una prueba en la caja negra nuevamente para pedir más información y con esto poder volver a entrenar mejor la red neuronal.

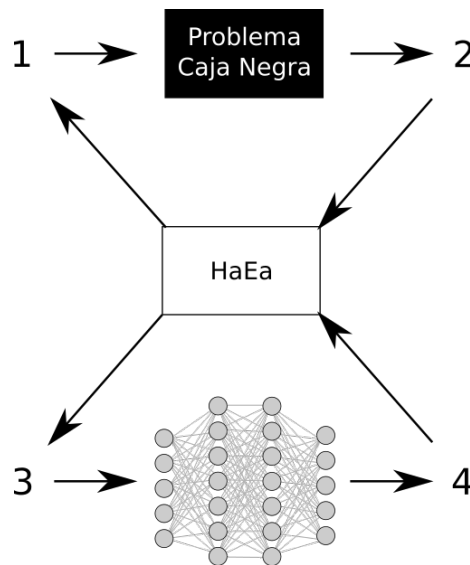


Figura 4: Concepto de implementación

3.3. Resultados esperados

Los resultados de la ejecución de la plataforma COCO pueden ser comparables con las otras técnicas implementadas y como se puede observar en la figura 2. Con estos resultados podremos verificar la hipótesis.

Referencias

- [1] S. Alarie, C. Audet, V. Garnier, S. LeDigabel, and L.-A. Leclaire. Snow water equivalent estimation using blackbox optimization. *Pacific Journal of Optimization*, 9(1):1–21, 2013.
- [2] C. Audet, A. Ihaddadene, S. LeDigabel, and C. Tribes. Robust optimization of noisy blackbox problems using the Mesh Adaptive Direct Search algorithm. Technical Report G-2016-55, Les cahiers du GERAD, 2018.
- [3] R Datta, S Pradhan, and B Bhattacharya. Analysis and design optimization of a robotic gripper using multiobjective genetic algorithm. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 46(1):16–26, 2016.
- [4] J. Gómez. HaEa: Self adaptation of operator rates in evolutionary algorithms, hybrid adaptive evolutionary algorithm. *Springer*, doi:10.1007/978-3-540-24854-5_113, 2004.
- [5] N. Hansen, A. Auger, O. Mersmann, T. Tušar, and D. Brockhoff. COCO: A platform for comparing continuous optimizers in a black-box setting. *ArXiv e-prints*, arXiv:1603.08785, 2016.