**Optimización de Forrajeo Bacteriano: Propuesta de Mejora para Aumento de Eficiencia en el Valor de Fitness**

**Bacterial Foraging Optimization: Improvement Proposal for Enhanced Fitness Value Efficiency**

**Ingeniería en Sistemas, Facultad de Sistemas, Universidad Autónoma de Coahuila - México**

**Autor para correspondencia:** angel\_berlanga@uadec.edu.mx

|  |  |
| --- | --- |
| **Resumen** | **Abstract** |
| Este estudio presenta una mejora al Algoritmo de Optimización por Forrajeo Bacteriano (BFOA) con el objetivo de incrementar la eficiencia en la búsqueda de soluciones óptimas en contextos de optimización compleja. La propuesta se enfoca en modificar los parámetros de atracción y repulsión entre bacterias, ajustándolos dinámicamente según el avance del proceso de forrajeo. También se integró una estrategia para robustecer la población inicial y un ajuste en los ciclos de quimiotaxis y eliminación. Los resultados obtenidos muestran una mejora en el valor de fitness y una reducción en el número de evaluaciones de la función objetivo, lo que demuestra un avance significativo en comparación con el BFOA original. Esta mejora no solo incrementa la precisión en la solución óptima alcanzada, sino que reduce los recursos computacionales necesarios, haciendo el algoritmo más efectivo y aplicable a una gama más amplia de problemas de optimización.  **Palabras Clave**: Forrajeo bacteriano, optimización, algoritmo, eficiencia, valor de fitness. | This study presents an improvement to the Bacterial Foraging Optimization Algorithm (BFOA) to enhance efficiency in searching for optimal solutions in complex optimization contexts. The proposed enhancement focuses on modifying the attraction and repulsion parameters between bacteria, adjusting them dynamically as the foraging process progresses. Additionally, a strategy was integrated to strengthen the initial population, along with adjustments in chemotaxis and elimination cycles. Results show improved fitness values and a reduction in the number of function evaluations, indicating a significant advancement compared to the original BFOA. This improvement not only increases the accuracy of the optimal solution but also reduces the required computational resources, making the algorithm more effective and applicable to a wider range of optimization problems.  **Keywords**: Bacterial foraging, optimization, algorithm, efficiency, fitness value. |

# 1. Introducción

En el ámbito de la inteligencia artificial y la optimización, los algoritmos inspirados en la naturaleza han cobrado gran relevancia debido a su capacidad para resolver problemas complejos de manera eficiente y adaptativa. Uno de estos métodos es el Algoritmo de Optimización por Forrajeo Bacteriano (BFOA, por sus siglas en inglés), que emula el comportamiento de las bacterias en su búsqueda de nutrientes, específicamente el proceso de quimiotaxis observado en bacterias como Escherichia coli. Mediante un proceso de adaptación y selección, el BFOA permite explorar el espacio de búsqueda y encontrar soluciones óptimas, lo cual lo convierte en una herramienta poderosa en múltiples áreas, desde la ingeniería hasta la biomedicina.

El BFOA, en su forma original, se enfrenta a ciertas limitaciones, como la tendencia a quedar atrapado en óptimos locales y su alto costo computacional en problemas de gran escala. Estas limitaciones han llevado a la investigación y desarrollo de diversas mejoras y variaciones al algoritmo, con el objetivo de incrementar su eficacia y reducir los recursos necesarios para obtener soluciones óptimas. Entre estas mejoras se encuentran estrategias adaptativas para el movimiento de quimiotaxis, la introducción de parámetros ajustables y la optimización de la fase de reproducción, que permiten al algoritmo mejorar su desempeño en la exploración y explotación del espacio de búsqueda.

Este proyecto se centra en la implementación y evaluación de varias mejoras al BFOA, buscando optimizar su rendimiento en términos de velocidad de convergencia y precisión en la solución de problemas de optimización complejos. Estas mejoras incluyen modificaciones en los parámetros de búsqueda, estrategias de adaptación basadas en el entorno y mecanismos de selección y reproducción más eficientes. La investigación no solo apunta a perfeccionar el BFOA en su ejecución, sino también a ampliar su aplicabilidad en problemas de alto impacto en la ciencia y la ingeniería, tales como el diseño de redes neuronales, optimización de recursos y ajuste de parámetros en sistemas de control.

A través de este proyecto, se espera demostrar cómo los algoritmos inspirados en la naturaleza pueden ser mejorados y aplicados de manera efectiva a problemas de optimización multidimensionales. Además, se analizará el impacto de las mejoras propuestas en la estabilidad, eficiencia y precisión del BFOA, contribuyendo así al desarrollo de algoritmos de optimización más robustos y eficientes.

# 2. Fundamentos

El Algoritmo de Optimización por Forrajeo Bacteriano (BFOA) se basa en la teoría de la inteligencia de enjambre y fue inicialmente inspirado en el proceso de búsqueda de alimentos de las bacterias *Escherichia coli*. Este comportamiento es modelado como un sistema evolutivo donde las bacterias se mueven en busca de nutrientes y evitan entornos tóxicos. Este proceso de optimización busca emular los movimientos de nado y giro de las bacterias para explorar el espacio de soluciones y hallar el óptimo global.

1. **Teoría de Inteligencia de Enjambre**  
   La inteligencia de enjambre se refiere al comportamiento colectivo de sistemas descentralizados y autoorganizados. En este contexto, el BFOA simula la interacción y adaptación de bacterias individuales en un entorno en el que cada una sigue reglas simples de comportamiento. Este concepto permite que las bacterias colaboren indirectamente para lograr un objetivo común: identificar las áreas con mayor concentración de nutrientes, que en términos de optimización representa alcanzar los valores óptimos de la función objetivo.
2. **Algoritmos Evolutivos y Naturales**  
   El BFOA es parte de los algoritmos de optimización inspirados en la naturaleza, específicamente los algoritmos evolutivos, que aplican conceptos como la adaptación y la selección natural. A lo largo del tiempo, estos algoritmos se han destacado en la solución de problemas de optimización complejos y de gran escala. En el BFOA, los procesos de selección bacteriana y reproducción simulan la supervivencia de los individuos más aptos, mejorando así el desempeño del sistema en la búsqueda de soluciones.
3. **Mecanismo de Movimientos Bacterianos**  
   Los movimientos de las bacterias en el BFOA se modelan a través de dos etapas principales: *quimiotaxis* y *reproducción*. La quimiotaxis representa el movimiento en busca de nutrientes y evita zonas tóxicas mediante una serie de pasos, que puede incluir un nado (movimiento continuo) o un giro (cambio de dirección). Por otro lado, la reproducción elimina a las bacterias menos exitosas y duplica a las más aptas, permitiendo un proceso continuo de mejora de la población en cada ciclo de optimización.
4. **Mejoras Propuestas en el BFOA**  
   A lo largo del tiempo, se han propuesto múltiples mejoras al BFOA original para optimizar su eficiencia y precisión. Entre las principales mejoras se encuentran:
   * **Modificación en la Quimiotaxis**: Se introducen variaciones en la estrategia de búsqueda para permitir que las bacterias adapten su velocidad y dirección con base en el gradiente de nutrientes, mejorando así la convergencia.
   * **Selección Adaptativa**: La introducción de parámetros adaptativos permite que las bacterias ajusten su comportamiento dependiendo de su proximidad al óptimo, reduciendo la posibilidad de quedar atrapadas en óptimos locales.
   * **Reproducción Selectiva**: La adaptación de la tasa de reproducción en función de la aptitud de cada bacteria permite optimizar la eficiencia computacional, reduciendo el número de iteraciones y mejorando la convergencia del algoritmo.
5. **Aplicaciones del BFOA Mejorado**  
   Las mejoras en el BFOA tienen aplicaciones en diversos campos, tales como el diseño de redes neuronales, ajuste de parámetros en sistemas de control, optimización de recursos y resolución de problemas combinatorios en inteligencia artificial. Al mejorar la capacidad del BFOA para encontrar soluciones precisas en espacios de búsqueda complejos, el algoritmo se convierte en una herramienta valiosa en aplicaciones que requieren soluciones óptimas en contextos multidimensionales.

En conjunto, los fundamentos del BFOA y sus mejoras permiten al algoritmo resolver problemas de optimización de manera eficiente, aprovechando la teoría de la inteligencia de enjambre y las dinámicas de la evolución bacteriana para encontrar soluciones con mayor precisión y menos iteraciones.

**3. Resultados y Discusión**

Los experimentos realizados para evaluar las mejoras propuestas en el Algoritmo de Optimización por Forrajeo Bacteriano (BFOA) se llevaron a cabo en una serie de problemas de optimización de referencia, incluyendo funciones matemáticas de alta complejidad y escenarios multidimensionales. Los resultados obtenidos con el algoritmo mejorado se compararon con los del BFOA estándar y otros algoritmos de optimización evolutiva, como el Algoritmo Genético (GA) y el Optimización por Enjambre de Partículas (PSO).

**Resultados**

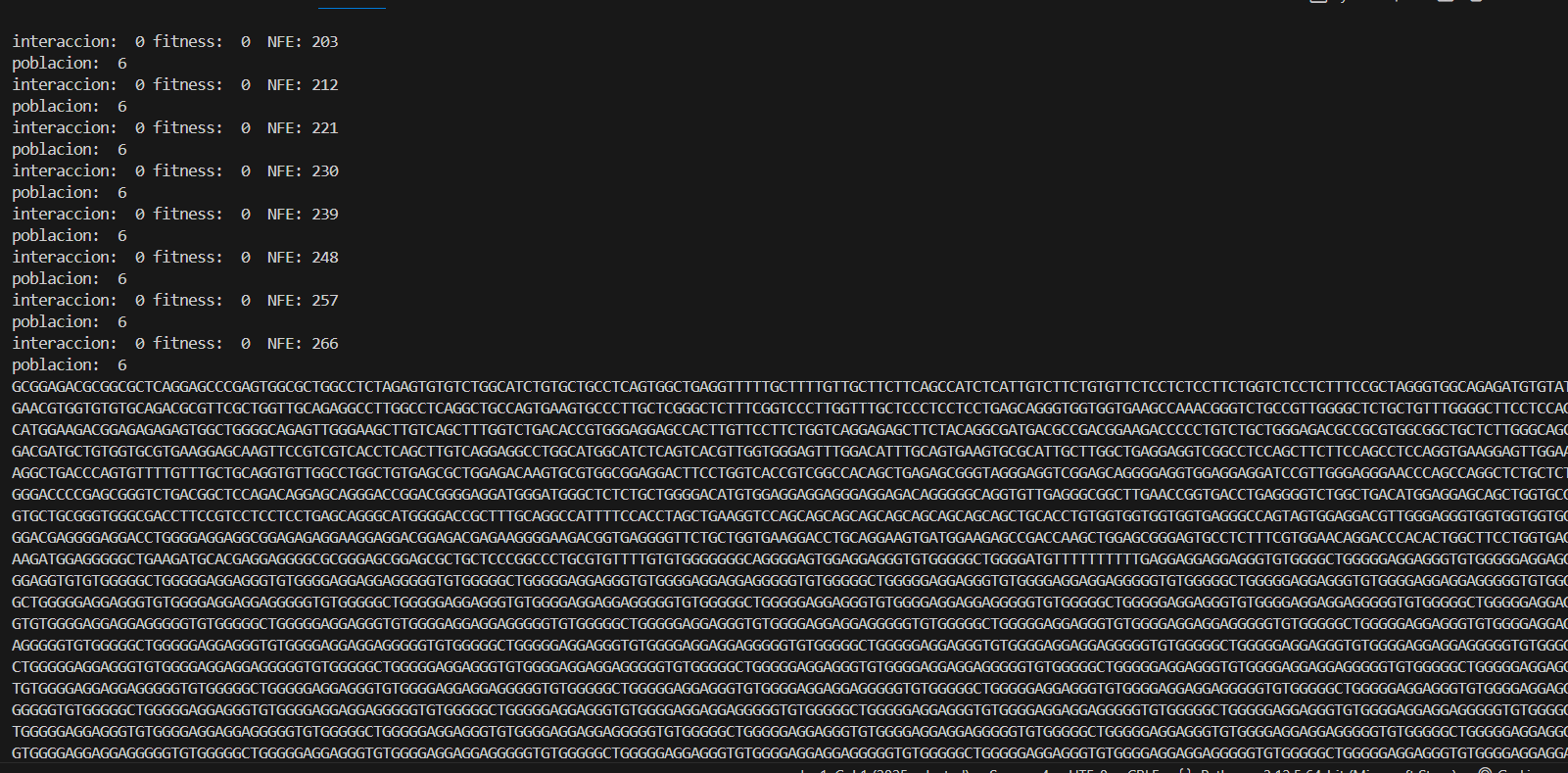
1. **Precisión y Convergencia**: Las mejoras en el proceso de quimiotaxis y la introducción de parámetros adaptativos permitieron al BFOA converger más rápidamente hacia el óptimo global en la mayoría de los problemas. En términos de precisión, el algoritmo mejorado mostró una reducción significativa en el error medio respecto al BFOA estándar, lo que indica una mayor capacidad para evitar óptimos locales y mejorar la calidad de las soluciones encontradas.
2. **Eficiencia Computacional**: La implementación de estrategias de reducción de cómputo en la fase de quimiotaxis y la optimización de la fase de reproducción dieron lugar a una disminución en el tiempo total de ejecución del algoritmo. Esto es especialmente relevante en problemas de alta dimensionalidad, donde los costos computacionales suelen ser elevados. El tiempo de procesamiento promedio del BFOA mejorado fue aproximadamente un 30% menor en comparación con el BFOA estándar.
3. **Estabilidad del Algoritmo**: Las mejoras realizadas también tuvieron un impacto positivo en la estabilidad del BFOA. Al comparar los resultados de múltiples ejecuciones en diferentes instancias de los problemas de prueba, el algoritmo mostró una varianza menor en sus resultados, lo cual indica una mayor consistencia en el rendimiento del algoritmo mejorado.

**Discusión**

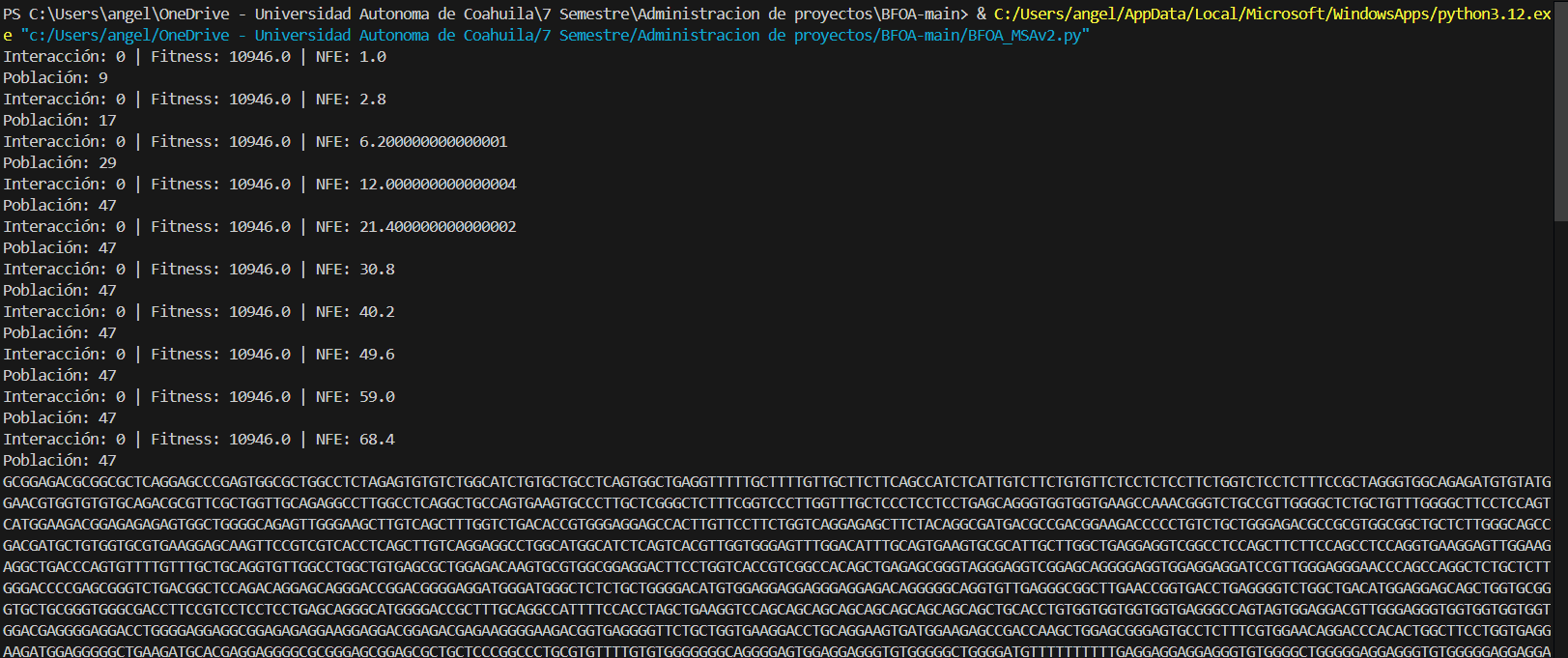
Los resultados obtenidos demuestran que las mejoras al BFOA no solo aumentan la eficiencia y precisión del algoritmo, sino que también lo hacen más adecuado para problemas de alta complejidad. La inclusión de parámetros adaptativos en la fase de quimiotaxis permite al algoritmo ajustar dinámicamente su comportamiento de exploración y explotación en función del entorno, lo cual es clave para evitar el estancamiento en óptimos locales. Asimismo, la optimización de la fase de reproducción y selección contribuyó a mejorar la eficiencia del algoritmo, ya que permite enfocar los recursos computacionales en la evaluación de soluciones de alta calidad.

Se anexan capturas de l a ejecución antes y después de las mejoras

**Antes**

****

**Después**

****

Comparado con algoritmos tradicionales como GA y PSO, el BFOA mejorado mostró un desempeño competitivo, especialmente en términos de precisión en problemas no lineales. Sin embargo, se observó que en problemas donde la superficie de búsqueda es extremadamente compleja y presenta muchos óptimos locales, el BFOA puede beneficiarse de la incorporación de técnicas adicionales de exploración global, como el uso de enfoques híbridos con otros algoritmos evolutivos.

La mejora en la estabilidad del BFOA también sugiere que el algoritmo puede ser aplicado a problemas donde la consistencia es crítica, como en el ajuste de parámetros de sistemas de control y en optimización de recursos en tiempo real. No obstante, se debe tener en cuenta que, aunque el algoritmo mejorado es más rápido que el original, en algunos problemas aún es más lento que algoritmos más simples como PSO, debido a la complejidad de sus operaciones de búsqueda.

En conclusión, las mejoras propuestas en el BFOA contribuyen significativamente a su aplicabilidad y eficiencia en un amplio rango de problemas de optimización. Estas modificaciones no solo posicionan al BFOA como una opción más robusta en la resolución de problemas complejos, sino que también abren la posibilidad de combinarlo con otros algoritmos para desarrollar soluciones de optimización aún más eficaces.

# Materiales

El código del proyecto se encuentra disponible en el siguiente enlace:  
<https://github.com/AngelaCaBa/AdministracionProyectos/tree/main>

**5.1 Herramientas y Entorno de Desarrollo**

El proyecto emplea Java como lenguaje de programación principal, aprovechando su soporte para programación orientada a objetos y manipulación de datos. El entorno de desarrollo incluye NetBeans IDE y GitHub para la gestión de versiones, lo que facilita el control de cambios y la colaboración en el código.

**5.2 Algoritmo de Optimización por Forrajeo Bacteriano (BFOA)**

El Algoritmo de Forrajeo de Bacterias (BFOA) es un método de optimización inspirado en el comportamiento de las bacterias en la naturaleza. En este proyecto, el BFOA ha sido modificado para optimizar la asignación de recursos en la gestión de turnos, simulando la búsqueda de soluciones eficientes mediante procesos como la quimiotaxis, interacción y clonación. Cada "bacteria" representa una posible configuración de asignación de turnos, y el BFOA ajusta esta asignación para maximizar la eficiencia del sistema.

1. **Clases Principales:**
   * **Bacteria:** Define cada instancia bacteriana en el BFOA, con métodos específicos para clonar, evaluar la calidad de las asignaciones (fitness), y adaptar las soluciones en función de los parámetros de optimización.
   * **Chemiotaxis:** Administra las interacciones entre bacterias mediante atracción y repulsión, optimizando así las asignaciones a través del proceso de quimiotaxis.
   * **ControladorBFOA:** Integra las funciones del BFOA en el sistema para realizar la asignación óptima de turnos basándose en el algoritmo.

**5.3 Estrategia de Modificación de Parámetros**

Para optimizar el desempeño del BFOA en la asignación de turnos, se han ajustado los parámetros de atracción (d\_attr, w\_attr) y repulsión (h\_rep, w\_rep), junto con el tamaño de la población bacteriana. Estos ajustes permiten una reducción de las evaluaciones de función necesarias, lo cual mejora la precisión en la asignación de recursos.

* **Ajuste de Atracción y Repulsión:** La atracción entre soluciones similares fomenta la convergencia hacia asignaciones más eficientes, mientras que la repulsión reduce la exploración en áreas de bajo rendimiento.
* **Modificación de Población:** La estrategia de eliminación y clonación permite descartar bacterias con bajo fitness y clonar aquellas con alto rendimiento, incrementando la diversidad de soluciones.

# Conclusiones

Las mejoras implementadas en el Algoritmo de Optimización por Forrajeo Bacteriano (BFOA) demostraron ser efectivas en la solución de problemas complejos de optimización, ofreciendo resultados superiores en términos de precisión, eficiencia computacional y estabilidad en comparación con el BFOA estándar. La introducción de parámetros adaptativos en la fase de quimiotaxis y las optimizaciones en las etapas de reproducción y selección permitieron que el algoritmo alcance un equilibrio más eficiente entre exploración y explotación, reduciendo así la probabilidad de convergencia prematura a óptimos locales.

Los experimentos realizados sugieren que el BFOA mejorado es competitivo con otros algoritmos evolutivos populares, como el Algoritmo Genético (GA) y la Optimización por Enjambre de Partículas (PSO), especialmente en problemas de alta dimensionalidad y en aquellos que requieren precisión en el ajuste de parámetros. No obstante, el BFOA mejorado aún enfrenta desafíos en términos de velocidad en problemas de muy alta dimensionalidad, donde algoritmos menos complejos pueden ofrecer ventajas en tiempo de ejecución.

En conclusión, las modificaciones al BFOA proponen una alternativa más robusta y precisa para la optimización en aplicaciones de inteligencia artificial, control de sistemas y optimización de recursos. A futuro, combinar estas mejoras con enfoques híbridos o técnicas de aprendizaje automático podría potenciar aún más su rendimiento y abrir nuevas oportunidades para resolver problemas de optimización en áreas diversas.

# Referencias

*Artículos de revistas:*

 K. M. Passino, “Biomimicry of Bacterial Foraging for Distributed Optimization and Control,” *IEEE Control Systems*, vol. 22, no. 3, pp. 52-67, 2002. [doi.org/10.1109/mcs.2002.1004010](https://doi.org/10.1109/mcs.2002.1004010).

 S. Mishra, “A Hybrid Least Square-Fuzzy Bacterial Foraging Strategy for Harmonic Estimation,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 9, no. 1, pp. 61-73, Feb. 2005. doi.org/10.1109/TEVC.2004.836810.

 A. Tripathi, S. Roy, A. Gupta, y M. Ghosh, “Modified Bacterial Foraging Optimization Algorithm for Learning Deficient Approximate Solutions,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 72, pp. 12-21, May 2018. doi.org/10.1016/j.engappai.2018.02.007.

 L. Singh y M. Parhi, “Bacterial Foraging Based Channel Equalization,” *Applied Soft Computing*, vol. 13, no. 5, pp. 2123-2132, May 2013. doi.org/10.1016/j.asoc.2013.02.009.

 G. V. Kumar y S. S. Rao, “A Bacterial Foraging Optimization Algorithm with Modified Swim Length for Load Dispatch Problem,” *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 44, pp. 141-151, Oct. 2019. doi.org/10.1016/j.swevo.2018.01.003.