



Optimización De Rutas Para La Recolección De Residuos De Arroz En El Cantón Daule

Route Optimization for Rice Waste Collection in Daule Canton

Mónica , Gómez-Ríos ¹ , Leonardo Iparreño-Santamaría ² , Miguel Ángel Quiroz Martínez ³.

¹ Universidad Politécnica Salesiana, mgomezr@ups.edu.ec

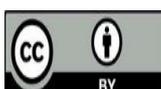
² Universidad Politécnica Salesiana, liparreno@est.ups.edu.ec

³ Universidad Politécnica Salesiana, mquiroz@ups.edu.ec

Resumen

Este documento presenta una metodología híbrida integral para resolver el Problema de Enrutamiento de Vehículos Capacitados (CVRP), centrándose en el desafío ambiental de optimizar las rutas para la recolección de residuos de arroz en el Cantón Daule. El CVRP se formula como un problema basado en grafos, donde el objetivo es minimizar la distancia total recorrida por una flota de vehículos con capacidad limitada mientras recolecta residuos de múltiples puntos. Se empleó Google OR-Tools, un robusto kit de herramientas de optimización, para modelar y resolver el problema. El recocido simulado se utilizó como la metaheurística principal para mejorar la calidad de la solución, ofreciendo un enfoque poderoso para explorar el espacio de soluciones y encontrar soluciones casi óptimas. Las metaheurísticas se definieron y parametrizaron cuidadosamente para garantizar un rendimiento efectivo bajo diversas restricciones, como la capacidad del vehículo y la longitud de la ruta. Este enfoque no solo aborda los aspectos operativos de la recolección de residuos, sino que también contribuye a la sostenibilidad ambiental al reducir el consumo de combustible y las emisiones. Los resultados demuestran la eficacia del recocido simulado para resolver el CVRP en tiempos computacionales aceptables, lo que sugiere su idoneidad para aplicaciones prácticas en la gestión de residuos. En trabajos futuros se explorarán otras metaheurísticas, como algoritmos genéticos y optimización de colonias de hormigas, para mejorar la calidad de la solución y la eficiencia computacional. Mediante la comparación de estos enfoques, buscamos proporcionar un marco más robusto para la optimización de rutas en escenarios ambientales y logísticos similares.

Palabras clave: CVRP: Enrutamiento De Vehículos Con Restricciones De Capacidad, Recocido Simulado: Metaheurística Para Búsqueda Local, Google OR-Tools: Motor De Optimización De Código Abierto, Optimización: Eficiencia De Ruta Y Combustible, Introducción: Contexto De La Logística De Residuos De Arroz



Abstract

This paper presents a comprehensive hybrid methodology for solving the Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP), focusing on the environmental challenge of optimizing routes for rice waste collection in Daule Canton. The CVRP is formulated as a graph-based problem, where the objective is to minimize the total distance traveled by a fleet of capacity-constrained vehicles while collecting waste from multiple points. Google OR-Tools, a robust optimization toolkit, was employed to model and solve the problem. Simulated annealing was used as the primary metaheuristic to improve solution quality, offering a powerful approach to explore the solution space and find near-optimal solutions. The metaheuristics were carefully defined and parameterized to ensure effective performance under various constraints, such as vehicle capacity and route length. This approach not only addresses the operational aspects of waste collection but also contributes to environmental sustainability by reducing fuel consumption and emissions. The results demonstrate the effectiveness of simulated annealing in solving the CVRP within acceptable computational times, suggesting its suitability for practical applications in waste management. Future work will explore other metaheuristics, such as genetic algorithms and ant colony optimization, to improve solution quality and computational efficiency. By comparing these approaches, we aim to provide a more robust framework for route optimization in similar environmental and logistics scenarios.

Keywords: CVRP: Capacity-Constrained Vehicle Routing; Simulated Annealing; Metaheuristic For Local Search; Google OR-Tools: Open-Source Optimization Engine; Optimization: Route And Fuel Efficiency; Introduction: Context Of Rice Waste Logistics

1. Introducción

La gestión eficiente de residuos es un problema urgente para los municipios, especialmente en regiones donde la agricultura genera importantes subproductos, como es el caso del cantón de Daule. El sistema actual de recolección de residuos, incluyendo la cascarilla de arroz, adolece de falta de optimización, lo que resulta en tiempos de recolección innecesariamente largos. Este estudio se centra en mejorar la eficiencia y la sostenibilidad del proceso de recolección de residuos mediante la optimización de estas rutas mediante la aplicación de algoritmos de optimización avanzados [1].

En este estudio, se analizarán y optimizarán las rutas de recolección mediante una búsqueda metaheurística, utilizando un algoritmo de investigación operativa para diseñar cada etapa del proceso. Este enfoque no solo mejorará el rendimiento operativo del sistema de recolección, sino que también permitirá a las empresas optimizar el uso de recursos materiales, energéticos y financieros, contribuyendo así a una gestión de residuos más eficiente y sostenible.

La solución propuesta promete importantes beneficios ambientales, incluyendo una reducción del tiempo de exposición de los residuos sólidos de arroz y un uso más eficiente de los subproductos que pueden reutilizarse como materia prima. Además, tiene un impacto positivo sustancial en el medio ambiente al minimizar el consumo de combustible y reducir las emisiones generadas por los vehículos utilizados para la recolección [2-3].

El estudio considera el Problema de Enrutamiento de Vehículos Capacitados Verdes (G-CVRP), una variante del clásico problema de enrutamiento de vehículos (CVRP) [3,4]. Esta variante considera la capacidad limitada de las estaciones y la necesidad de atender a un conjunto de clientes geográficamente dispersos con el menor costo y consumo energético posibles. La metodología adoptada sigue la filosofía de "determinación inicial de ruta-puesto", resolviendo un problema del viajante de comercio (TSP) para encontrar una ruta extensa que abarque todos los nodos, seguida de una segmentación de rutas mediante el algoritmo CVRP.

Este trabajo está estructurado de la siguiente manera: en la Sección 2 se describe el problema CVRP y los modelos matemáticos correspondientes; en la Sección 3 se discuten los materiales y métodos utilizados; en la Sección 4 se presentan las soluciones propuestas con base en datos del cantón Daule; y finalmente, en la Sección 5 se presentan las conclusiones, recomendaciones y propuestas para trabajos futuros.



2. |Problema de enrutamiento de vehículos capacitados

El problema de enrutamiento de vehículos capacitados (CVRP) se centra en determinar un conjunto de rutas que minimicen el tiempo total de viaje cumpliendo las siguientes condiciones:

- [1]. Todas las rutas deben comenzar y finalizar en el depósito central.
- [2]. Cada punto de recogida debe visitarse solo una vez.
- [3]. El número de puntos de recogida en una ruta no debe exceder la capacidad de los vehículos asignados.

El CVRP puede modelarse como un problema de teoría de grafos. Sea $G = (V, A)$ un grafo dirigido donde $V = \{0, \dots, n\}$ representa el conjunto de puntos de recolección, y $\delta(A)$ es el conjunto de aristas que conforman las posibles rutas. El nodo $i = 1, \dots, n$ corresponde a las ubicaciones de las plantas procesadoras de arroz, mientras que el nodo 0 representa el depósito. Cada planta procesadora está asociada a una ubicación geográfica específica definida por sus coordenadas de longitud y latitud, y el depósito central tiene una demanda ficticia de $d_0 = 0$. El objetivo es determinar el subconjunto $S \subseteq V$ que minimiza la ruta total, que se expresa como la suma de las distancias de cada nodo en la ruta, de acuerdo con la ecuación (1).

$$d(x) = \sum_{i \in S}^{\infty} d_i \quad (1)$$

Dónde

$d(x)$ representa la demanda total asociada con un conjunto potencialmente infinito de nodos S , y d_i es la demanda individual en el nodo $i \in S$.

En muchas organizaciones, las decisiones relacionadas con la distribución representan un desafío significativo, ya que la eficiencia en la utilización de la flota de vehículos es crucial para optimizar los costos y los tiempos de viaje. En particular, una pregunta fundamental que los gerentes de distribución deben resolver es: ¿cuántos vehículos y qué capacidad se necesitan para satisfacer la demanda al menor costo posible en términos de tiempo y distancia recorrida? [5].

2.1. Modelos matemáticos para el CVRP

En este segmento se presenta la definición de la formulación del flujo vehicular (VFF), que constituye la base de la estrategia propuesta en este estudio.

Formulaciones de Flujo Vehicular (FV): Este modelo utiliza variables enteras asociadas a cada punto o ruta de la red, representando el número de veces que un vehículo pasa por un punto específico. La formulación de flujo vehicular se emplea frecuentemente en las formas básicas del problema de ruteo vehicular (PRV), particularmente cuando la distancia total de la solución puede expresarse como la suma de las distancias recorridas entre los puntos de recolección.

La literatura presenta tres modelos básicos para el VRP, siendo uno de los más destacados el modelo de formulación de flujo vehicular (VFF). Este modelo considera diversas variables relacionadas con cada arco de red, incluyendo el número de veces que un vehículo lo atraviesa [6].

La formulación matemática de este modelo utiliza la variable x_{ij} , que toma el valor 1 si el arco entre los puntos de recolección $(i, j) \in A$ forma parte de la solución óptima y 0 en caso contrario. El parámetro c_{ij} representa el coste del viaje entre los puntos de recolección (i, j) . La función objetivo se define como:



$$\sum_{i \in V} \sum_{j \in V} c_{ij} x_{ij} \quad (2)$$

Dónde

c_{ij} representa el costo asociado con viajar del nodo i al nodo j , y x_{ij} es una variable de decisión binaria que toma el valor 1 si se utiliza la ruta del i al j , y 0 en caso contrario.

Sujeto a las siguientes restricciones:

$$\sum_{i \in V} x_{ij} = 1 \quad \forall j \in V \setminus \{0\} \quad (3)$$

Dónde

Esta restricción garantiza que cada nodo de cliente $j \in V \setminus \{0\}$ sea ingresado exactamente una vez por un vehículo, lo que significa que solo una ruta llega a cada cliente.

$$\sum_{j \in V} x_{ji} = 1 \quad \forall i \in V \setminus \{0\} \quad (4)$$

Dónde

Esta restricción garantiza que cada nodo de cliente $i \in V \setminus \{0\}$ salga exactamente una vez, lo que significa que solo una ruta sale de cada cliente.

$$\sum_{j \in V} x_{j0} = k \quad (5)$$

Dónde

Esta restricción asegura que exactamente k vehículos regresen al depósito (nodo 0), lo que significa que k rutas deben finalizar en el depósito.

$$\sum_{j \in V} x_{0j} = k \quad (6)$$

Dónde

Esta restricción asegura que exactamente k vehículos salgan del depósito (nodo 0), lo que significa que k rutas deben comenzar en el depósito.

La ecuación (2) minimiza los costos de viaje entre los nodos (i, j) que forman parte de la solución óptima. Las restricciones (3) y (4) garantizan que cada punto de recolección se visite exactamente una vez en cada ruta, tanto

de entrada como de salida. Las restricciones (5) y (6) establecen que el número total de arcos activos en la solución debe ser igual a $2|V|-1$.

En la primera etapa de la investigación, se deben recopilar los datos primarios necesarios para alimentar el modelo. Estos datos incluyen las distancias entre los puntos de recolección, los tiempos de operación, el número de camiones disponibles, la capacidad de carga de los camiones y la demanda del sistema. Además, se consideran las características demográficas del área de estudio [7].

3. Material y métodos

Se muestra un método para calcular una solución al problema CVRP utilizando OR-Tools.



Fig. 1. Pasos del CVRP con Google OR-Tools.

3.1 Modelos matemáticos para el CVRP

Aunque los diseños espaciales no forman parte necesariamente de la información inicial del problema, es crucial incluirlos para identificar la ubicación de los puntos de recolección representados por sus índices (0, 1, 2, ...) . La principal razón para incorporar estas ubicaciones y el mapa de la ciudad en esta y otras ilustraciones es representar visualmente el problema y su solución.

3.2. Creación de los datos

Los datos necesarios para resolver el problema CVRP incluyen los siguientes elementos:

- **distance_matrix** : conjunto de distancias entre ubicaciones en metros.
- **vehicle_capacities** : Capacidad total de los vehículos.
- **demandas** : En este caso, la cantidad de paja de arroz a recolectar.
- **num_vehicles** : El número de vehículos disponibles para la ruta.
- **depósito** : Punto de inicio y fin de las rutas, donde todos los vehículos inician y finalizan su recorrido.

3.3. Definición de las metaheurísticas

En esta etapa se definen las metaheurísticas y sus parámetros correspondientes. La siguiente tabla muestra las opciones disponibles para las metaheurísticas (técnicas de búsqueda) que se utilizarán en el proceso de optimización.

3.4. Soluciones de impresión.

Una vez ejecutado el programa, se muestran los resultados obtenidos. Todas las rutas comienzan y terminan en la estación (0), con un resumen claro de las soluciones calculadas .

Tabla 1. Opciones metaheurísticas.

Opción	Descripción
AUTOMÁTICO	El solucionador selecciona la metaheurística automáticamente.
DESCENSO CODICIOSO	Acepta vecinos cercanos que mejoren (reduzcan costo) a un mínimo local.
BÚSQUEDA LOCAL GUIADA	Utiliza la búsqueda guiada de vecindarios para evitar los mínimos locales.

RECOCIDO SIMULADO	Utiliza recocido simulado para evitar mínimos locales.
BÚSQUEDA TABU	Utiliza la búsqueda tabú para escapar de los mínimos locales.
BÚSQUEDA TABU OBJETIVA	Emplea una búsqueda tabú centrada en la función objetivo para evitar mínimos locales.
Opción	Descripción

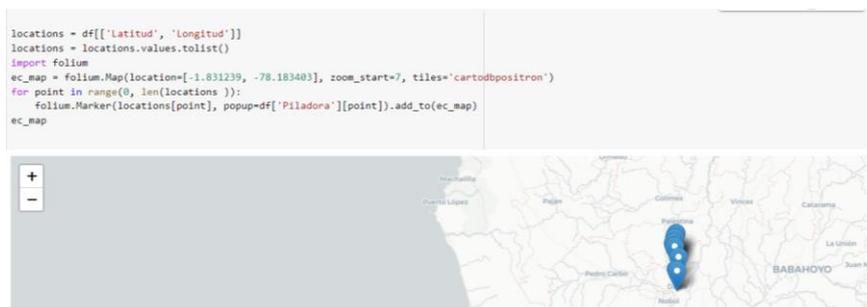
[4]. Resultados

Todas las plantas procesadoras de arroz en Cantón Los Daule se representan mediante coordenadas (por ejemplo, *Tabla 2*).

Tabla 1. Coordenadas de los datos del cantón Daule.

Opción	Coordenadas	
	incógnita	Y
1	-2.033.413	-79.916.536
2	1°52'37.	79°59'10.
3	1°52'56.9	79°59'01.6
4	1°50'07.7	79°58'43.1
5	1°47'49.1	79°59'26.4
6	1°47'38.9	79°59'35.7
7	1°47'07.1	79°59'51.5
8	1°46'43.2	79°59'43.0
9	1°45'59.5	79°59'28.9
10	1°45'46.5	79°59'25.8
11	1°45'13.6	79°59'18.9
12	1°44'53.2	79°59'13.6
13	1°44'53.2	79°59'13.6

Las plantas de procesamiento de arroz se ubican utilizando la biblioteca Folium de Python, y la matriz de distancia se calcula utilizando scripts de Python.



```

from scipy.spatial.distance import squareform, pdist
data=df
for i in df["Piladora"]:
    for j in df["Piladora"]:
        row = df[df["Piladora"] == j][["Latitud", "Longitud"]]
        latitude = row["Latitud"].tolist()[0]
        longitude = row["Longitud"].tolist()[0]
        df.loc[df["Piladora"] == i, j] = ((df["Latitud"] - latitude)**2 + (df["Longitud"] - longitude)**2)**0.5
df = df.drop(["Piladora", "Latitud", "Longitud", "Producción Lbs"], axis=1)
df.head()

```

geometry	Piladora Gloria Matilde	Piladora Yanco	Piladora Santa Clara	Piladora Katy Nicolé	Piladora Voluntad de Dios	Piladora la dorada	Piladora Nacho	Piladora Brito y Es'pinoza	Piladora Mary Joe	Piladora Fatima	Pilador Sant Luci
POINT (-79.988531 -1.87714)	0.000000	0.005896	0.042384	0.080277	0.083293	0.092527	0.098887	0.110727	0.114304	0.123390	0.12904
POINT (-79.98379)	0.005896	0.000000	0.047292	0.085763	0.088836	0.098142	0.104442	0.116187	0.119743	0.128787	0.13441

Fig. 2. Cálculo de la matriz de distancia en Python.

Los datos se definen utilizando el siguiente código Python:

```

# [Demandas y capacidades de INICIO]
datos = {
    'demandas': [15, 0.3, 0.8, 0.3, 0.3, 0.3, 0.3, 0.3, 15],
    'capacidades_del_vehículo': [15, 15],
    'num_vehículos': 2,
    'depósito': 7
}
# [FIN de demandas y capacidades]
devolver datos

```

[FIN

En este caso, se utiliza el recocido simulado como metaheurística. El pseudocódigo se muestra a continuación:

```

Sea op = op0
Para q = 0 hasta qmax (exclusivo):
    T ← temperatura((q+1)/ qmax )
    Seleccione un vecino aleatorio, opnew ← vecino(op)
    Si P(E(op), E( opnew ), T) ≥ aleatorio (0, 1):
        op ← opnew
Salida: el estado final op

```

Donde op0 es el paso inicial y continúa hasta un máximo de qmax pasos.

La solución para el vehículo 0 es 7 Carga(0,3) -> 6 Carga(0,6) -> 5 Carga(0,8999999999999999) -> 4 Carga(1,2) -> 0 Carga(16,2) -> 1 Carga(16,5) -> 2 Carga(17,3) -> 3 Carga(17,6) -> 7 Carga(17,6)
 Y para el Vehículo 1 es 7 Carga(0,3) -> 9 Carga(0,6) -> 10 Carga(15,6) -> 8 Carga(15,9) -> 7 Carga(15,9)

El algoritmo encuentra una solución óptima, considerando todas las restricciones.

5 . Conclusión

Este estudio presenta una metodología híbrida para resolver el problema de ruteo de vehículos capacitados (CVRP) en el contexto de la recolección de cascarilla de arroz y la mitigación del impacto ambiental. Se empleó el algoritmo de Google para CVRP, que aprovecha el progreso de etapas anteriores como punto de partida para generar soluciones iniciales, y se implementó el recocido simulado como metaheurística. Este enfoque permitió abordar las complejidades inherentes del problema y optimizar las rutas de forma eficiente. Los resultados obtenidos permiten identificar rutas óptimas, lo que proporciona estrategias valiosas para la toma de decisiones en el municipio de Daule. Estas estrategias pueden facilitar mejoras significativas en la



gestión de la recolección de residuos, garantizando que las rutas se ajusten adecuadamente a las necesidades de la comunidad. El estudio demuestra que el uso de esta metodología puede tener un impacto positivo en la eficiencia operativa y la sostenibilidad del sistema de recolección. Para trabajos futuros, se propone la inclusión de otras metaheurísticas, como algoritmos genéticos, para explorar su potencial en la optimización de rutas. La comparación de estas técnicas con el recocido simulado podría ofrecer nuevas perspectivas y mejoras adicionales en la solución CVRP, ampliando aún más las posibilidades de optimización en diferentes contextos y necesidades operativas.

Sugerencias para futuros estudios vinculados a la Neutrosofía:

6. **Optimización Neutrosófica de Rutas con Incertidumbre:** Desarrollar un modelo CVRP neutrosófico que incorpore la indeterminación en parámetros clave como la demanda de los clientes, los tiempos de viaje y la capacidad de los vehículos mediante conjuntos neutrosóficos, permitiendo optimizar rutas bajo condiciones de incertidumbre.
7. **Evaluación Multicriterio Neutrosófica:** Aplicar un método TOPSIS neutrosófico para comparar metaheurísticas (recocido simulado, algoritmos genéticos) considerando criterios contradictorios como distancia total, tiempo de ejecución y satisfacción del cliente con grados de verdad, falsedad e indeterminación.
8. **Modelado de Restricciones Neutrosóficas:** Incorporar restricciones blandas o flexibles en el CVRP utilizando lógica neutrosófica para manejar requisitos imprecisos como "ventanas de tiempo preferentes" o "niveles de servicio aceptables" que tienen grados de cumplimiento.
9. **Algoritmos Híbridos Neutrosóficos:** Diseñar una metaheurística híbrida que integre optimización por enjambre de partículas (PSO) con conjuntos neutrosóficos para gestionar la exploración/explotación del espacio de búsqueda bajo información incompleta o contradictoria.
10. **Análisis de Sensibilidad Neutrosófica:** Realizar un análisis de sensibilidad neutrosófico para identificar qué parámetros del modelo (demanda, costos, capacidades) tienen mayor impacto en la optimalidad de las rutas cuando existen grados de indeterminación en los datos de entrada.
11. **Gestión de Riesgos con Conjuntos Neutrosóficos:** Modelar riesgos operativos (averías vehiculares, restricciones viales no previstas) mediante conjuntos neutrosóficos para desarrollar planes de rutas resilientes que minimicen el impacto de eventos inciertos o indeterminados.

6. Referencias

- [1]. W. Rafferty, "Ground antennas in NASA's deep space telecommunications," Proc. IEEE, vol. 82, pp. 636–640, 1994.
- [2]. I. Kara, B.Y. Kara, and M.K. Yetis, "Energy minimizing Vehicle Routing Problem," in Combinatorial Optimization and Applications, Lecture Notes in Computer Science, vol. 4616, A. Dress, Y. Xu, B. Zhu, Eds., Springer, Berlin/Heidelberg, 2007, pp. 62–71.
- [3]. "Solution of the capacitated routing problem considering environmental effects using a hybrid technique," Scientia et Technica, 3rd ed., Year XX, pp. 207–208, 2021.
- [4]. Y. Xiao, Q. Zhao, I. Kaku, and Y. Xu, "Development of a fuel consumption optimization model for the capacitated vehicle routing problem," Computers & Operations Research, vol. 39, pp. 1419–1431, 2012.
- [5]. Infante Rivera and I. Litvinchev, "Routing vehicles in a special transportation network," 6th IFAC Conf. on Management and Control of Production and Logistics, vol. 6, no. 1, pp. 385–387, 2013.
- [6]. P. Toth and D. Vigo, The Vehicle Routing Problem. Bologna, Italy: SIAM, 2002.
- [7]. J. Camm, M. Magazine, S. Kuppusamy, and K. Martin, "The demand weighted vehicle routing problem," Eur. J. Oper. Res., vol. 262, pp. 151–162, 2017. doi: 10.1016/j.ejor.2017.03.033.
- [8]. SEDESOL, Manual for the Design of Solid Waste Collection Routes. Mexico D.F., Mexico: Human Consultores, S.A., 1997.
- [9]. G. Erdogan, "An open source Spreadsheet Solver for Vehicle Routing Problems," Comput. Oper. Res., vol. 84, pp. 62–72, 2017. doi: 10.1016/j.cor.2017.02.022.
- [10]. J. R. M. Racero and E. P. A. Pérez, Eds., Optimization of the Household Solid Waste Collection Routes System, vol. 10, no. 1, 2007. [Online]. Available: http://www.adingor.es/Documentacion/CIO/cio2006/docs/000226_final.pdf



-
- [11]. SEDESOL, Manual de Técnicas Administrativas para el Servicio de Limpia Municipal. Mexico D.F., Mexico: Ingeniería para el Control de Residuos Municipales e Industriales S.A. de C.V., 1999.
- [12]. L. F. G. G. Galindres and E. M. T. O. Toro, "Solution of the capacitated routing problem considering environmental effects using a hybrid technique," *Scientia et Technica*, vol. 20, no. 3, pp. 210–215, 2015. <https://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/9189>
- [13]. M. A. Mohammed, M. S. Ahmad, and S. A. Mostafa, "Using Genetic Algorithm in implementing Capacitated Vehicle Routing Problem," in *Proc. 2012 Int. Conf. on Computer & Information Science (ICCIS)*, Kuala Lumpur, Malaysia, 2012, pp. 257–262. doi: 10.1109/ICCISci.2012.6297250.
- [14]. A. A. R. Hosseinabadi et al., "An Ameliorative Hybrid Algorithm for Solving the Capacitated Vehicle Routing Problem," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 175454–175465, 2019. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2957722.
- [15]. M. A. Q. Martinez, H. F. V. Espinoza, M. Y. L. Vazquez, and M. D. G. Rios, "Feasibility analysis proposal for an IoT infrastructure for the efficient processing of data in agriculture, case study on cocoa," *Rev. Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação*, no. E32, pp. 413–426, 2020.
- [16]. A. A. R. Hosseinabadi, M. Kardgar, M. Shojafar, S. Shamshirband, and A. Abraham, "GELS-GA: Hybrid Metaheuristic Algorithm for Solving Multiple Travelling Salesman Problem," *Int. Conf. on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA)*, 2015. doi: 10.1109/ISDA.2014.7066271.
- [17]. P. Toth and D. Vigo, "Models, relaxations and exact approaches for the capacitated vehicle routing problem," *Discrete Appl. Math.*, vol. 123, no. 1–3, pp. 487–512, 2002. [https://doi.org/10.1016/S0166-218X\(01\)00351-1](https://doi.org/10.1016/S0166-218X(01)00351-1)
- [18]. M. A. Q. Martinez, D. M. R. Zapata, M. D. G. Rios, and M. Y. L. Vazquez, "Design of an IoT architecture in livestock environments for the treatment of information for the benefit of cattle," in *Proc. Int. Conf. on Applied Human Factors and Ergonomics*, Cham: Springer International Publishing, Jul. 2021, pp. 442–450
- [19]. M. A. Q. Martinez, G. A. L. González, M. D. G. Rios, and M. Y. L. Vazquez, "Selection of LPWAN technology for the adoption and efficient use of the IoT in the rural areas of the province of Guayas using AHP method," in *Proc. Int. Conf. on Applied Human Factors and Ergonomics*, Cham: Springer International Publishing, Jul. 2020, pp. 497–503.