



UNIVERSIDAD
PRIVADA
DEL NORTE

FACULTAD DE INGENIERÍA

Carrera de Ingeniería de Sistemas Computacionales

“SISTEMA DE ALGORITMOS GENÉTICOS GENERACIONALES EN LA DISTRIBUCIÓN DE PRODUCTOS PARA LA EMPRESA FAQUIAN TRUJILLO”

Tesis para optar el título profesional de:

Ingeniero de Sistemas Computacionales

Autor:

Bach. Jorge Santiago Espinola Quipuzco

Asesor:

Ing. Pedro Gilmer Castillo Domínguez

Trujillo - Perú

2021

DEDICATORIA

A mi familia que siempre ha estado conmigo,
especialmente a mis padres por su esfuerzo,
apoyo incondicional, trabajo y enseñanzas.

A mis hermanos que siempre a su manera me
incentivan a seguir adelante, demostrando
constantemente que no hay obstáculos que no
podamos superar.

A mis abuelos que no están ahora en la tierra, pero donde
quiera que se encuentren, sé que comparten la misma alegría.

A esa persona especial que siempre está
buscando como avanzar. A todas las personas
que han estado en mi vida y me apoyaron
constantemente sin dudarlos.

Jorge Santiago Espínola Quipuzco

AGRADECIMIENTO

A la empresa FAQUIAN SAC por su disponibilidad y apoyo. A los docentes de la Universidad Privada del Norte por ser de guía en mi vida universitaria, quienes me han dejado muchos conocimientos que me sirven en el día a día.

INDICE DE CONTENIDOS

DEDICATORIA	2
AGRADECIMIENTO.....	3
INDICE DE CONTENIDOS	4
ÍNDICE DE TABLAS	5
ÍNDICE DE FIGURAS	6
RESUMEN	7
ABSTRACT	8
CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN	9
I.1. Realidad problemática.....	9
I.2. Formulación del problema	26
I.3. Objetivos	26
I.4. Hipótesis.....	27
CAPÍTULO II. METODOLOGÍA	28
II.1. Tipo de investigación	28
II.2. Población y muestra	28
II.3. Técnicas e instrumentos de recolección y análisis de datos.....	29
II.4. Procedimiento.....	29
CAPÍTULO III. RESULTADOS	51
CAPÍTULO IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES.....	64
REFERENCIAS.....	68
ANEXOS.....	71

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Comparativa de Métodos para Optimizar Rutas.....	22
Tabla 2 Datos del Pre-Test	31
Tabla 3 Comparación de Metodologías.....	33
Tabla 4 Product Backlog	34
Tabla 5 Sprint Backlog	34
Tabla 6 Sprint	35
Tabla 7 Incremento Sprint	36
Tabla 8 Datos Post-Test.....	49
Tabla 9 Indicadores de la investigación.....	51
Tabla 10 Análisis de indicador distancia	52
Tabla 11 Análisis de indicador costo.....	56
Tabla 12 Análisis de indicador tiempo	60

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Análisis de Contrastación (J. Murillo, 2006)	28
Figura 4: Pantalla crear paquete	37
Figura 5 Pantalla cargar paquete	37
Figura 6: Pantalla enviar paquete	38
Figura 7: Tabla paquete	38
Figura 8: Tabla cargar paquete	39
Figura 9: Tabla Tienda	39
Figura 10: Representación de gen en la tabla	40
Figura 11: Representación de cromosoma en la base de datos (ruta).....	40
Figura 12: Creación de matriz	41
Figura 13: Función Población.....	41
Figura 14: Función para generar individuos	42
Figura 15: Función para evaluar el camino	42
Figura 16: Función que ordenada la población inicial	43
Figura 17: Función para obtener el mejor genotipo	43
Figura 18: Código para crear nuevas generaciones	44
Figura 19: Función que crea una generación.....	44
Figura 20: Función que construye probabilidades.....	45
Figura 21: Función que aplica técnica ruleta.....	45
Figura 22: Función que aplica técnica de cruce	46
Figura 23: Función que aplica técnica de mutación	47
Figura 24: Pre-Test distancia.....	53
Figura 25: Post-Test distancia	54
Figura 26: Prueba de normalidad.....	54
Figura 27: Estadística de muestras	55
Figura 28: Prueba t de muestras	55
Figura 29: Resultado de distancia.....	55
Figura 30: Pre-Test costo.....	57
Figura 31: Post-Test costo	58
Figura 32: Prueba de normalidad indicador costo	58
Figura 33: Estadística de muestras costos	59
Figura 34: Prueba t de muestras costos	59
Figura 35: Resultado de indicador costo	59
Figura 36: Pre-Test tiempo	61
Figura 37: Post-Test tiempo	62
Figura 38: Prueba de normalidad indicador tiempo	62
Figura 39: Estadística de muestras tiempo01 – tiempo02.....	62
Figura 40: Prueba de muestras tiempo01 – tiempo02	63
Figura 41: Resultado de indicador costo	63

RESUMEN

El presente trabajo de investigación se realizó con el objetivo de determinar la influencia de un sistema de algoritmo genético generacionales en la elaboración de la ruta más corta en la distribución de productos para la empresa Faquian en el año 2021.

El tipo de estudio fue pre experimental; con una muestra constituida por 29 rutas con diferentes puntos de distribución. Por otro lado, para la recolección de datos se usó la técnica de análisis documental y para el análisis de datos se utilizó la prueba de T-Student.

Los indicadores identificados para determinación de la ruta más eficiente en la distribución de productos fueron la distancia, el costo y el tiempo de elaboración de la ruta. Los resultados obtenidos demostraron que existe una diferencia muy significativa entre las mediciones del pre - test y el post - test

Con base en lo resultados, se concluye que un sistema de algoritmos genéticos generacionales tiene una influencia positiva sobre la distribución de productos.

Palabras claves: distribución de productos

ABSTRACT

The present research work was carried out with the objective of determining the influence of a generational genetic algorithm system in the development of the shortest route in the distribution of products for the Faquian Company in the year 2021.

The type of study was pre-experimental; with a sample consisting of 29 routes with different distribution points. On the other hand, the documentary analysis technique was used for data collection and the T-Student test was used for data analysis.

The indicators identified for determining the most efficient route for product distribution were distance, cost and route preparation time. The results obtained showed that there is a very significant difference between the pre-test and post-test measurements.

Based on the results, it is concluded that a generational genetic algorithm system has a positive influence on product distribution.

Keywords: product distribution

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

I.1. Realidad problemática

El problema de rutas vehiculares (VRP por sus siglas en inglés) es uno de los problemas combinatorios más importantes y ampliamente estudiados, debido a que tiene su aplicación en la logística de reparto y transporte (Baldaci, Battarra, & Vigo, 2008). Este problema es de gran importancia en sistemas de distribución, ya que el proceso de transporte representa entre el 10 y el 20% del costo final de los bienes (Toth & Vigo, 2001). Además, se estima que los costos de distribución equivalen a casi la mitad del costo total de la logística.

En el mundo existen múltiples herramientas que pueden mejorar el rendimiento de la logística de una empresa, tales como la programación lineal, los algoritmos genéticos entre otros. A nivel internacional en Ámsterdam se ha desarrollado un planificador de rutas llamado RouteXL, el cual se ingresa múltiples paradas o destinos que mediante un algoritmos inteligente ordena las direcciones y encuentra la ruta óptima para las entregas de algún servicio; RouteXL proporciona reducción de coste logístico como es el ahorro de combustible y sus emisiones, ahorro de tiempo en el trabajo para la elaboración de la ruta más cortas, las rutas generadas tienen sentido de secuencia de inicio y siguiente punto, las entregas de los productos son a tiempo, logrando el aumento de la satisfacción del cliente que es la consecuencia del conjunto de resultados obtenidos (Routexl, 2017).

En la competencia mundial por encontrar la mejor ruta optimizada para llegar a un destino, Xatakandroid realizó un análisis entre dos resaltantes aplicaciones desarrolladas en Android, como es Google Maps y Waze, donde Google Maps

aprovecha las rutas creadas que son trazadas previamente por Google Earth, quien tomando las vías principales al destino para generar una ruta optima y su modelo (no confirmado) es el algoritmo Voraz, mientras Waze no considera la ruta directa, si no que busca la ruta más rápida por los caminos donde hay menos tráfico por sus indicadores de tiempo de atasco implicando que le da ponderado según el tráfico, eso lo considera el algoritmo A* (Xataka_Android, 2017).

A nivel nacional, en Lima (Reyes Morales, 2016) ha usado una tecnología para el desarrollo de software basado en la herramienta FSMVRPTW, por lo que logró encontrar ahorros significativos (en distancia tiempo, combustible, etc.) a una empresa logística empleando una base de conocimientos, herramientas informáticas y de investigación de operaciones.

Un caso de éxito a nivel nacional en el proceso de optimización de reparto, es un planificador de rutas llamado “Routing Reparto”, en donde mediante una aplicación en Android, se encarga de gestionar las rutas, ahorrando costes, tiempo en la planeación de las rutas, mejorando el servicio al cliente, teniendo un mayor control de las rutas y seguimiento en tiempo real (Routingreparto, 2018).

La empresa PERÚ GLP S.A.C. tiene una flota vehicular compuesta por tractos camiones y camiones, los cuales requieren trasladarse a diferentes destinos para realizar la tarea de carga y descarga, pero no contaba con una asignación y programación adecuada de rutas para carga y descarga de los pedidos del día y para dar solución usaron programación lineal considerando las restricciones propias del tiempo, combustible, etc. (Prada Cuadra & Paredes Torres, 2017).

En el departamento de la Libertad no se ha realizado investigación respecto a la optimización de rutas basándose en un área de la inteligencia artificial (específicamente usando algoritmos genéticos).

En cuanto al trabajo de investigación se trabajará con la empresa FAQUIAN S.A dedicada a las actividades relacionadas con el Gas Licuado de Petróleo (GLP).

La empresa FAQUIAN S.A fue fundada en la ciudad de Trujillo desde 2010, quien brinda a sus clientes productos de alta calidad garantizada; De esta forma ha logrado consolidarse en el sector empresarial, siendo competitivos y comprometidos con el desarrollo del país.

La empresa FAQUIAN S.A. ofrece diferentes servicios y productos que son balones de gas de una marca reconocida, la venta de reguladores premium, el servicio de reparto a domicilio, mantenimiento de cocinas, instalación de balones y asesoramiento de seguridad. La venta de los balones de gas que son para uso doméstico, inicia con la toma del pedido por vía telefónica, el horario de reparto se realiza de lunes a domingo desde las 6 AM hasta las 1 PM y ahora tienen como proyecto la ventas online; El crecimiento en el mercado y la nueva normalidad ha generado nuevos contratiempos en el reparto de los balones con gas, la empresa no cuenta con un sistema logístico para abastecer al distrito del El Porvenir en la ciudad de Trujillo y peor aún no se cuenta con una asignación adecuada de rutas de reparto para la distribución, además no sé maneja un historial de direcciones de clientes porque el reparto es muy dinámico en la distribución a los diferentes destinos donde se encuentran los clientes o tiendas, el conductor realiza la distribución de los productos en un mini camión de carga. Un conductor con experiencia o nuevo recibe por el encargado de la toma de pedidos una

lista con la direcciones de los clientes, el conductor con la ayuda de un mapa impreso o en el caso de ser un joven con la ayuda del internet, busca en el mapa la calle del cliente o tienda, luego en base a su experiencia toma la decisión de elegir que punto de distribución dirigirse primero o iniciar el reparto, en cada punto de distribución toma nuevamente el mapa y elige el punto de distribución siguiente, esta actividad la realiza diariamente antes de salir invirtiendo un tiempo aproximado de 30 minutos. La empresa ha detectado como consecuencia la ineficacia en la distribución en la elaboración de las rutas de distribución, así como el gasto de galones de combustible en el vehículo para el reparto de balones de gas, el malestar de los clientes por no recibir su pedido a tiempo, el incremento de horas acumuladas que exceden las determinadas por ley, incrementando los costos de operación.

Para la investigación se han considerado los siguientes antecedentes sobre el SISTEMA DE ALGORITMOS GENÉTICOS GENERACIONALES EN LA DISTRIBUCIÓN DE PRODUCTOS PARA LA EMPRESA FAQUIAN -TRUJILLO.

El autor Pereyra Doctoranda (2020), en la investigación “Motion planning for a formation of autonomous robots”, tuvieron como objetivo encontrar un camino continuo que lleve a un robot desde su posición inicial a su destino. Para lograr esto se desarrolló una metodología con métodos de exploración de algoritmos genéticos y algoritmos de búsqueda. Los resultados obtenidos fueron que el 92% de los caminos encontrados fueron óptimos usando el algoritmo secuencial mientras que utilizando el algoritmo genético los caminos óptimos ascendieron al 97% dentro de las 20 generaciones promedio, por lo que se llegó a la conclusión luego de la simulación que

el algoritmo es apto para ser utilizado con formaciones de decenas de robots devolviendo caminos óptimos en alto porcentaje.

Los autores Gamba, Dominguez, & Navarini (2019), en la investigación “Algoritmos Genéticos: Optimización de rutas de patrullaje”, tuvieron como objetivo de optimizar la utilización de los recursos tanto humanos como materiales. La metodología para lograr esto fue implementar una rama de la inteligencia Artificial (IA) los algoritmos genéticos (AG) que son métodos adaptativos, en donde se logró una reducción en el recorrido de 3.1 km en el cromosoma con mayor fitness por lo que se llegó a la conclusión que la FA logra un balance entre la distancia recorrida y la cantidad de horas que visita el patrullero.

Los autores Carabalí Ararat & Pineda Zapata (2019), en la investigación “Diseño de rutas con VRP solver 3.0: caso de una empresa transportadora de mercancía”, tuvieron como objetivo reducir los tiempos del proceso de entregas a los clientes y evitar pérdidas para la empresa. Para lograr esto la metodología consistió en utilizar el programa de simulación VRP Solver 3.0 que ha tenido gran expansión en los últimos años para la solución de este tipo de problema. Los resultados obtenidos con el diseño de las nuevas rutas fue el aumento del nivel del servicio entre 38% y un 50% por consiguiente se aumentaría los ingresos en un 60%, por lo que se llegó a la conclusión que se ahorraría tiempo en la organización de la mercancía en el vehículo por parte de los auxiliares.

El autor Bravo Valenzuela (2017), en la investigación “ALGORITMO GENÉTICO PARA EL DESPACHO DE TÉCNICOS CON DEPENDENCIA DEL TIEMPO” tuvieron como objetivo de disminuir la cantidad de clientes postergados junto con la

distancia recorrida mediante la planificación eficiente de las rutas. La metodología consistió en abordar la situación como un problema de ruteo de vehículos con dependencia de tiempo (TDVRP). Los resultados obtenidos para una semana de operación, la solución alcanzó entre 6-20% en comparación con el 59% de la situación real de aquella semana; Respecto de la dependencia de tiempo, los resultados mostraron que no hubo diferencia significativas al incluir variación de tiempos de viaje por lo que se llegó a la conclusión que el cambio en la estrategia de atención y una buena planificación inicial mejoran ostensiblemente la cantidad de clientes que deben ser postergados.

Los autores Sanchez Gálvan, Garay Rondero, Mora Castellanos, Gibaja Romero, & Bautista Santos (2017), en la investigación "Optimización de costos de transporte bajo el enfoque de teoría de juegos", tuvieron como objetivo encontrar una distribución equilibrada de costos entre todos los clientes; considerando variables como la demanda, la distancia entre los nodos-clientes, la capacidad de carga y el rendimiento del vehículo. Para lograr esto la metodología consistió en aplicar la teoría de juegos. Los resultados obtenidos fueron que permitieron a la empresa lograr ahorros cercanos al 40% con relación a los costos actuales de distribución por lo que se llegó a la conclusión que la aplicación de la Teoría de Juegos en problemas de ruteo, en específico en el método de valor de Shapley, que es un gran complemento para el modelo del ruteo de vehículos con capacidad (CVRP), al proporcionar información suficiente y justa a la toma de decisiones de la organización.

Los autores Norman Reyes (2016), en la investigación "Modelo de optimización de programación de rutas para empresa logística peruana usando herramientas

FSMVRPTW", tuvieron como objetivo la minimización del costo fijo, la maximización del uso de la carga, el número de entregas con un modelo técnico y económicamente viable. Para lograr esto la metodología consistió en el desarrollo de un modelo matemático de programación lineal entera en el software Lingo 11. Los resultados obtenidos fueron un ahorro de S/200 por viaje, respecto al método actual con una tasa de utilización del 94% por lo que se llegó a la conclusión que la medición permanente y el almacenamiento de dichos datos, es un activo importante que unido a las herramientas de inteligencia artificial brindan un gran potencial de optimización del servicio.

Los autores Quiroga, Cáceres, & Padilla (2014), en la investigación "OPTIMIZACIÓN DE TRAYECTORIAS DE FRESADO EN CAVIDADES UTILIZANDO EL ALGORITMO LUCIÉRNAGA", tuvieron como objetivo la optimización de rutas de mecanizado en los procesos de desbaste y acabado de cavidades, mediante la utilización del Algoritmo Luciérnaga para encontrar una solución óptima al problema del Agente Viajero (TSP). Para lograr esto la metodología consistió en implementar un algoritmo en el software Matlab®. Los resultados obtenidos fueron que la longitud de la trayectoria de mecanizado obtenida por medio del algoritmo luciérnaga supera el desempeño del software comercial con el cual se compara, por lo que se llegó a la conclusión que significa una minimización del tiempo de retracción de la herramienta y el tiempo de corte que conlleva la fabricación de cavidades.

Los autores Araiza Aguilar & José Zambrano (2014), en la investigación "Mejora del servicio de recolección de residuos sólidos urbanos empleando herramientas SIG: un

caso de estudio", tuvieron como objetivo mejora del sistema de recolección de los RSU en 2 localidades del municipio de Villaflores, Chiapas. Para lograr esto la metodología consistió en utilizar la herramienta de análisis Network Analyst de ArcGis, la cual usa el algoritmo de Dijkstra para buscar las trayectorias más corta. Los resultados obtenidos fueron la disminución del número total de contenedores y/o paradas de colecta, pasando de un total de 203 paradas a tan solo 89 en ambas localidades por lo que se llegó a la conclusión que si bien es cierto la tecnología SIG, es un recurso costoso para localidades pequeñas (de menos de 2,500 habitantes) que se encuentren alejadas de centros urbanos de gran tamaño, si ofrece grandes bondades optimizando las rutas de recolección para localidades de más de 2,500 habitantes, ya que minimiza tiempos de cálculo, a la vez que evita el sesgo que el ser humano introduce al moldear las rutas a su conveniencia.

Los autores Toro Ocampo, Santa Chávez, & Granada Echeverri (2013), en la investigación "Solución del problema de ruteamiento de vehículos en la distribución de papa en Colombia", tuvieron como objetivo diseñar una ruta que minimice los trayectos en vacío (sin carga) de la flota de vehículos. Para lograr esto la metodología consistió en utilizar diferentes estrategias, tales como: el algoritmo de transporte, la heurística del vecino más cercano, y la técnica Colonia de Hormigas. Los resultados obtenidos fueron una distancia mínimas 7.702 km, lo cual favorece al transportador, y un costo mínimo de 10.473, con altos porcentajes de transporte en vacío del 40,67%, en el detrimento del transportador y favoreciendo al usuario o cliente productor, por lo que se llegó a la conclusión que las mejores respuestas obtenidas fueron aplicando la Colonia de Hormigas y backhauling con una distancia total recorrida 7.702 km y \$10.473 mil millones de pesos/mes en el proceso.

Los autores Guzmán Luna, Arango Sánchez, & Jiménez Pinzón (2012), en la investigación “Búsqueda de la ruta óptima mediante los Algoritmos: genético y dijkstra utilizando mapas de visibilidad”, tuvieron como objetivo encontrar una distribución equilibrada de costos entre todos los clientes; considerando variables como la demanda, la distancia entre los nodos-clientes, la capacidad de carga y el rendimiento del vehículo. Para lograr esto la metodología consistió en implementar un algoritmo que consta de dos partes fundamentales: la construcción del grafo y el algoritmo de búsqueda. Los resultados obtenidos fueron que los métodos arrojan la misma ruta optima por lo que se llegó a la conclusión que el algoritmo genético puede arrojar mejores resultados cuando no se asocie con grafos.

Los autores Marín Sepúlveda (2011), en la investigación “Un método computacional para la obtención de rutas óptimas en sistemas viales”, tuvieron como objetivo presentar un método basado en técnicas formales que permite determinar las rutas optimas en un sistema vial aplicando una extensión del algoritmo de Floyd-Warshall. Los resultados obtenidos fueron la sencillez y la economía computacional del método presentado que permite sea utilizada en implementaciones de sistemas de baja capacidad.

Los autores Fraire Huacuja, Delgado Orta, Gonzáles Barbosa, Martínez Flores, & Morales Rodriguez (2009), en la investigación “Construction of an Optimal Solution for a Real-World Routing-SchedulingLoading Problem”, tuvieron como objetivo de optimizar el proceso de entrega de productos embotellados. Para lograr esto la metodología consistió en elaborar un modelo matemático con enrutamiento y

programación a través de VRP y la carga a través del problema de embalaje Bin (BPP).

Los resultados obtenidos fueron que HBS-ARSL alcanza la solución óptima en el 100% de los casos teniendo en cuenta la distancia recorrida y también la usabilidad del 75% del número de vehículos asignados por lo que se llegó a la conclusión que las soluciones de HBS-ARLS obtuvieron el 55,27 segundo en promedio, mientras que el método exacto alcanza las soluciones óptimas en 4 segundos, lo que permite una reducción de 92% en tiempo de ejecución.

Los autores Bermeo Muñoz & Calderón Sotero (2009), en la investigación "Diseño de un modelo de optimización de rutas de transporte", tuvieron como objetivo de reducir la distancia total viajada por todos los vehículos y minimizar indirectamente el número de vehículos necesarios para atender todas las paradas, sin exceder su capacidad. Para lograr esto la metodología consistió en aplicar el modelo VRP que utiliza el algoritmo del ahorro Clarke-Wright. Los resultados obtenidos fueron en la ruta 2, en donde se logró disminuir la distancia total recorrida en un 8% (de 11,93 km. A 10.98 km.) Y la ruta 8 en un 19% (teniendo en cuenta que se puede optimizar hasta un 20%) por lo que se llegó a la conclusión de que la característica más importante de utilizar simulación es el identificar y eliminar problemas e ineficiencias que no podrían ser detectadas puede reducir los costos.

La presente investigación se justifica económicamente porque se optimiza los gastos que ocasionan el proceso de la distribución, los excesos en consumo de combustible y tiempo. También tiene una justificación práctica porque al tener una distribución eficiente tendrá una reducción en los tiempos de reparto. Asimismo, presenta también una justificación tecnológica porque utiliza técnicas de algoritmos genético

generacional para la solución de un problema de distribución. En lo ambiental permitirá realizar un recorrido más óptimo disminuyendo el uso de combustibles fósiles, disminuyendo la contaminación. En lo social al tener un sistema de distribución optimó los clientes recibirán sus productos en un menor tiempo y se encontrarán satisfechos con la empresa y el reparto.

Para el desarrollo de la investigación no se presentó ninguna restricción porque se contó con todo el apoyo por parte de la empresa con la investigación.

La investigación es referida a la distribución de los productos que abarca únicamente en la optimización de la ruta de reparto, el sistema no interviene en otros procesos como por ejemplo ventas, compras etc.

Conjuntamente en este trabajo de investigación se recoge conceptos como:

Método de transporte para la distribución

El problema general del transporte se refiere a la distribución de mercancía desde cualquier conjunto de centro de suministro, denominados orígenes (fuentes), hasta cualquier conjunto de centros de recepción, llamados destinos, de tal FORMA que se minimicen los costos totales de distribución. Cada origen tiene que distribuir ciertas unidades a los destinos y cada destino tiene cierta demanda de unidades que deben recibir de los orígenes. (Hillier, 2010)

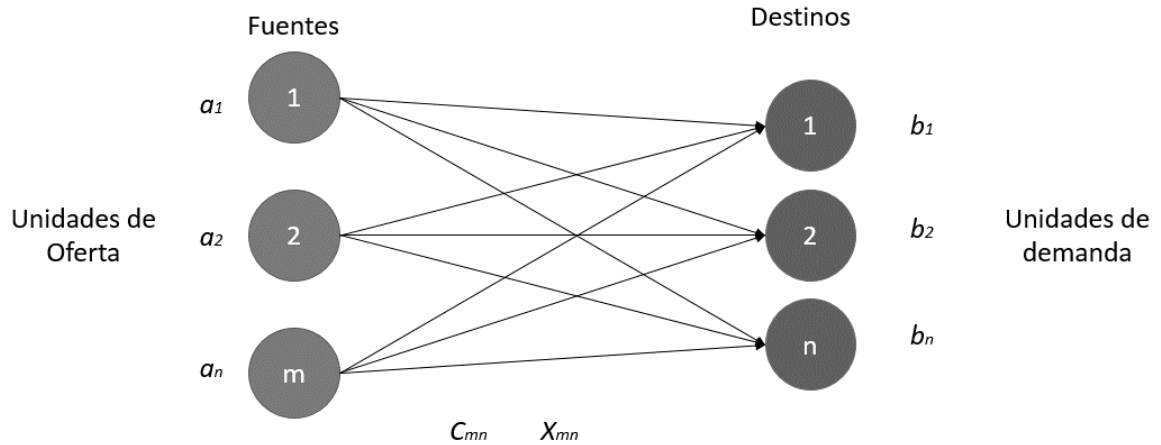


Figura 1 Método de Transporte

Fuente: (Hillier, 2010)

Ruta de distribución. Una ruta es una dirección que se toma de dos nodos y cuando es conformada por más de dos nodos se suele decir que es una secuencia de arcos, de modo que el nodo de llegada de un arco es el mismo que el nodo de partida, obteniendo como resultado de ruta la unión del nodo inicial y final (Kong, 2010)

Generación de rutas

La planificación de rutas basada en herramientas de apoyo a la decisión cobra cada vez más importancia, tanto en los países desarrollados como en los en vías de desarrollo. Una proporción importante de los viajes en las ciudades medianas y grandes son efectuados utilizando transporte público colectivo. Problemas como la asignación de flota y personal, han recibido amplio tratamiento, contándose con modelos de optimización para los cuales se dispone de algoritmos eficientes de resolución. En cambio, el problema de optimización de rutas y frecuencias posee varias fuentes de complejidad (no linealidad, no convexidad, múltiples objetivos) que dificultan tanto su formulación como la derivación de algoritmos eficientes de resolución. (Soto, 2012)

Algoritmos que se pueden usar para la optimización de rutas

Dijkstra

Algoritmo descubierto por el físico holandés Edsger Dijkstra en 1959. La versión que descubriremos resuelve este problema para grafos ponderados no dirigidos si todos los pesos no son negativos. Este algoritmo puede adaptarse fácilmente para resolver problemas de caminos de longitud mínima en grafo dirigidos. (Yan, 2014)

Algoritmo genético

Los Algoritmos Genéticos (AGs) son métodos adaptativos que pueden usarse para resolver problemas de búsqueda y optimización. Están basados en el proceso genético de los organismos vivos. A lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza de acorde con los principios de la selección natural y la supervivencia de los más fuertes, postulados por Darwin (1859). Por imitación de este proceso, los Algoritmos Genéticos son capaces de ir creando soluciones para problemas del mundo real. La evolución de dichas soluciones hacia valores óptimos del problema depende en buena medida de una adecuada codificación de las mismas. (Brindle, 1991)

Programación lineal

La Programación Lineal es una técnica matemática utilizada para dar solución a problemas que se plantean muy comúnmente en diversas disciplinas como Economía, Ingeniería, Sociología, Biología, etc. En esencia trata de maximizar y/o minimizar una función lineal de dos o más variables teniendo en cuenta que las mismas deben cumplir determinadas exigencias derivadas de la escasez de recursos disponibles en la realidad. (PATRITTI, 2014)

El problema de asignar convenientemente recursos escasos es un problema conocido desde la antigüedad, especialmente en el mundo de la economía, aunque una solución matemática al mismo es relativamente reciente. Fue en la década de los años 40 del siglo XX que, a través del trabajo de equipos formados por matemáticos, economistas y físicos,

entre los cuales merece especial destaque George B. Dantzing, se sentaron las bases para la resolución de problemas de Programación Lineal y No Lineal. (PATRITTI, 2014)

Comparativa de los métodos para optimizar rutas

Frente a los métodos para optimización de rutas mencionados anteriormente se presenta ciertas características que posteriormente se debe tomar en cuenta para el desarrollo del presente proyecto.

Tabla 1

Comparativa de Métodos para Optimizar Rutas

Método	Dijkstra	Programación lineal	Algoritmo genético
Autor	Edgser Wybe Dijkstra	Joseph Fourier (como iniciador del modelo)	John Henry Holland
Complejidad	Cubica	Cuadrada	Cuadrada
Lenguajes para implementación	C++, Java, VB.NET, C#	Lingo, GLPK, Solve, Matemáticas, Matlab	C++, Java, VB.NET, C#
Limitaciones	Dependiendo la cantidad de nodos y el computador en procesar. Pocos nodos para procesos escritorios	Crear el modelo de optimización (maximización o minimización) y las restricciones para su implementación. Tener instalado cada uno de estos lenguajes de programación. Para su proceso y ejecución.	Tener conocimiento del modelo evolutivo antes de programar.
Licencia	NO	NO	NO
Objetivo	Encuentra la única ruta mejor corta	Encuentra la única ruta mejor corta	Encuentra la posible mejor ruta corta.

Fuente: Elaboración propia.

En la presente investigación, que es web, se consideró que el proceso vía web es limitado, motivo por el cual se descartó el método dijkstra y se evaluó los dos restantes eligiendo los algoritmos genéticos por el objetivo de la investigación.

Algoritmo genético

Son métodos adaptativos que pueden usarse para resolver problemas de búsqueda y optimización. Están basados en el proceso genético de los organismos vivos. A lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza de acorde con los principios de la selección natural y la supervivencia de los más fuertes, postulados por Darwin (1859). Por imitación de este proceso, los Algoritmos Genéticos son capaces de ir creando soluciones para problemas del mundo real. La evolución de dichas soluciones hacia valores óptimos del problema depende en buena medida de una adecuada codificación de las mismas. (Holland, 1975)

Modelos de algoritmos genéticos. Según (Alander, 1992) existen varias formas de trabajo de los algoritmos genéticos, y por naturaleza cada una tiene su modo de operar la población genética de manera distinta, tal como:

Algoritmo genético generacional.

Es semejante a la forma de reproducción de los insectos. En la que una generación pone huevos, se aleja geográficamente o muere y es sustituida por una nueva. En tal modelo se realizan cruces en una piscina de individuos, los descendientes son colocados en otra. Al final de la fase reproductiva se elimina la generación anterior y se utiliza la nueva. Este modelo también es conocido como algoritmo genético canónico. (Alba Torres, 1999)

Algoritmos genéticos de estado fijo

Utilizan el esquema generacional de los mamíferos y otros animales de vida larga, en el cual coexisten padres y sus descendientes, lo que permite que los hijos sean educados por sus progenitores, pero también que a la larga se genere competencia entre ellos.

En este modelo, no sólo se deben seleccionar los dos individuos padres, sino también cuáles de la población anterior serán eliminados, para dar espacio a los descendientes.

(Alba Torres, 1999)

Algoritmos genéticos paralelos

Parte de la metáfora biológica que motivó a utilizar la búsqueda genética consiste en que es inherentemente paralela, ya que al evolucionar se recorren de forma simultánea muchas soluciones cada una presentada por un individuo de la población. Sin embargo, es muy común en la Naturaleza que no sólo exista una población evolucionando, sino varias, normalmente aisladas de forma geográfica, que originan respuestas diferentes a la presión evolutiva. Esto trae consigo modelos que tienen en cuenta tal variación y utilizan no una población como los anteriores, sino múltiples concurrentemente. (Alba Torres, 1999)

Metodología Scrum

Scrum (n): Un marco de trabajo por el cual las personas pueden abordar problemas complejos adaptativos, a la vez que entregar productos del máximo valor posible productiva y creativamente. Scrum es: • Liviano • Fácil de entender • Difícil de dominar Scrum es un marco de trabajo de procesos que ha sido usado para gestionar el trabajo en productos complejos desde principios de los años 90. Scrum no es un proceso, una técnica o método definitivo. En lugar de eso, es un marco de trabajo dentro del cual se pueden emplear varios procesos y técnicas. Scrum muestra la eficacia relativa de las técnicas de gestión de producto y las técnicas de trabajo de modo que podamos mejorar continuamente el producto, el equipo y el entorno de trabajo. El marco de trabajo Scrum consiste en los

Equipos Scrum y sus roles, eventos, artefactos y reglas asociadas. Cada componente dentro del marco de trabajo sirve a un propósito específico y es esencial para el éxito de Scrum y para su uso. Las reglas de Scrum relacionan los roles, eventos y artefactos y rigen las relaciones e interacciones entre ellos. Las reglas de Scrum se describen en el presente documento. Las estrategias específicas para usar el marco de trabajo Scrum son diversas y están descritas en otros lugares. (Schwaber & Sutherland, 2017)

Teoría de Scrum

Scrum se basa en la teoría de control de procesos empírica o empirismo. El empirismo asegura que el conocimiento procede de la experiencia y de tomar decisiones basándose en lo que se conoce. Scrum emplea un enfoque iterativo e incremental para optimizar la predictibilidad y el control del riesgo. Tres pilares soportan toda la implementación del control de procesos empírico: transparencia, inspección y adaptación. Transparencia Los aspectos significativos del proceso deben ser visibles para aquellos que son responsables del resultado. La transparencia requiere que dichos aspectos sean definidos por un estándar común, de tal modo que los observadores compartan un entendimiento común de lo que se están viendo. (Schwaber & Sutherland, 2017)

Por ejemplo:

- Todos los participantes deben compartir un lenguaje común para referirse al proceso; y, Aquellos que desempeñan el trabajo y quienes inspeccionan el incremento resultante deben compartir una definición común de “Terminado”.

Inspección

Los usuarios de Scrum deben inspeccionar frecuentemente los artefactos de Scrum y el progreso hacia un objetivo para detectar variaciones indeseadas. Su inspección no debe ser tan frecuente como para que interfiera en el trabajo. Las inspecciones son más

beneficiosas cuando se realizan de forma diligente por inspectores expertos en el mismo lugar de trabajo. (Schwaber & Sutherland, 2017)

Adaptación

Si un inspector determina que uno o más aspectos de un proceso se desvían de límites aceptables y que el producto resultante será inaceptable, el proceso o el material que está siendo procesado deben ajustarse. Dicho ajuste debe realizarse cuanto antes para minimizar desviaciones mayores. Scrum prescribe cuatro eventos formales, contenidos dentro del Sprint, para la inspección y adaptación, tal y como se describen en la sección Eventos de Scrum del presente documento. (Schwaber & Sutherland, 2017)

- Planificación del Sprint (Sprint Planning)
- Scrum Diario (Daily Scrum)
- Revisión del Sprint (Sprint Review)
- Retrospectiva del Sprint (Sprint Retrospective)

I.2. Formulación del problema

¿Cómo influye el sistema de algoritmos genéticos generacionales en la distribución de productos para la empresa FAQUIAN - Trujillo?

I.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Determinar la influencia de un sistema de algoritmos genéticos generacionales en la distribución de productos para la empresa FAQUIAN - TRUJILLO.

1.3.2. Objetivos específicos

- Determinar la influencia del sistema de algoritmo genéticos generacionales en la eficiencia de la ruta de distribución.

- Determinar la influencia del sistema de algoritmo genético generacionales en el tiempo elaboración de rutas en la distribución de productos.

I.4. Hipótesis

Un sistema de algoritmo genético generacionales influye de manera positiva en la distribución de productos para la empresa FAQUIAN – Trujillo.

CAPÍTULO II. METODOLOGÍA

II.1. Tipo de investigación

Pre-experimental

Diseño con preprueba-posprueba



Figura 1. Análisis de Contrastación (J. Murillo, 2006)

(J.Murillo, 2006)

Dónde:

G: Grupo experimental.

Y1: Captura de datos antes.

X: Sistema de algoritmo genético generacionales.

Y2: Captura de datos después.

II.2. Población y muestra

Población

Las 31 rutas de distribución que se realizó durante el mes en la empresa.

Muestra

La fórmula establecida para determinar la muestra es la siguiente:

$$n = \frac{N \cdot z^2 \cdot p \cdot q}{(N-1)e^2 + z^2 p q} \dots\dots\dots (1.1)$$

Dónde:

N: Población

Z²: A un nivel de confianza de 95% = 1.96

p: Probabilidad de éxito 50% = 0.5

q: Probabilidad de fracaso, q = 1 -p = 0.5

e: Error de estimación, se sugiere valores de entorno al=0.05

Cálculo de Muestras

$$n = \frac{31 * z^2 * p * q}{(31 - 1)e^2 + z^2pq} = 29 \text{ rutas de distribución}$$

Unidad de análisis

Ruta de distribución

II.3. Técnicas e instrumentos de recolección y análisis de datos

Recolección de datos

Técnica(s): Para la obtención de los datos de las rutas de distribución, se usó la técnica análisis documental.

Instrumento(s): De acuerdo con la técnica aplicada, el instrumento utilizado fue la hoja o ficha de registro de datos; Para el indicador distancia, se hace uso de la Fórmula del Haversine y Google Maps, para el indicador de costo, se utiliza el rendimiento del vehículo y precio de combustible y para el indicador tiempo la hora de aplicación.

Análisis de datos

En esta investigación se utilizó la prueba de normalidad Shapiro Wilk debido a que esta se ajusta con el tipo de tamaño de la muestra, para la contrastación de la hipótesis se utilizó T-Student y como herramienta de apoyo se utilizó el SPSS.

II.4. Procedimiento

El instrumento de recolección de datos utilizados permite capturar los indicadores determinados en la matriz de operacionalización de variables (ver Anexo N 2). Se elaboró una ficha observación para los indicadores distancia, tiempo y costo, la cual está conformada por cuatro secciones, datos generales, datos de la ruta, datos del tiempo de elaboración de la ruta y datos del costo de la ruta. En la sección datos generales se tiene los ítems nombre del investigador, área, motivo de la investigación, número de caso y fecha. En la sección distancia se tiene los ítems, variable, indicador,

medida, formula, ruta de distribución, distancia recorrida y datos de ruta (letra, dirección, punto GPS y orden); En esta sección se indica el orden de cómo se realizará la distribución para luego obtener la distancia recorrida. En la sección tiempo se tiene los ítems, variable, indicador, medida, hora inicio, hora fin, formula y minutos; En esta sección se indica el tiempo para elaborar la ruta de distribución. En la sección costo se tiene los ítems, variable, indicador, medida, rendimiento, precio del combustible, formula y costo de distribución; En esta sección se indica el costo de la ruta de distribución (ver Anexo N 3). Este instrumento fue validado por el ing. Paul German Ávila Romero como se detalla en la matriz de validación de instrumentos (ver Anexo N°4).

La recolección de datos antes de la implementación tuvo una duración de 29 días y se realizó lo siguiente:

1. El dueño de la empresa revisó la ficha elaborada y reviso los instrumentos a utilizar en su empresa.
2. La empresa elaboró y proporcionó una lista de direcciones de clientes (puntos de distribución) de acuerdo a la zona de distribución.
3. Con la lista de direcciones, se buscó su geolocalización de cada cliente con la ayuda de plataforma de Google Maps y se tomó nota de cada coordenada GPS.
4. Luego de identificar todos los puntos GPS, se procedió a crear los casos de prueba agrupando las direcciones de los clientes (puntos de distribución) de manera aleatoria que conformarían la ruta de distribución.
5. La ficha de registro de cada caso de prueba fue enviado al conductor vía WhatsApp para su desarrollo, cada día de acuerdo a su disponibilidad, dándole las indicaciones y el objetivo del caso de prueba.

6. El conductor al recibir la ficha de registro, procede a identificar las direcciones de acuerdo a su experiencia (mapa impreso o Google Maps) y enumera los puntos de distribución indicando como realizará el reparto.
7. Con la ruta de distribución, se obtiene la distancia recorrida con el uso de la fórmula de Haversine.
8. El tiempo de elaboración de la ruta de distribución, se obtiene con la hora de inicio y fin del caso de prueba que es llenado en la ficha de registro.
9. Para obtener el costo de la ruta de distribución, se utiliza la distancia de la ruta, rendimiento del vehículo de reparto y costo del combustible; El vehículo usado es un “mini camión” de la marca Hyundai modelo H-100 que tiene como rendimiento 10.7 litros por cada 100 kilómetros; El costo del combustible petróleo (Diesel) es de S/ 11.49 por galón en los grifos de REPSOL en el Perú según el Organismo Peruano de consumidores y usuarios (OPECU).

Tabla 2

Datos del Pre-Test

Casos	Distancia (m)	Costo (S/)	Tiempo (min)
CASO 1	10745	3.49	27
CASO 2	8081	2.62	16
CASO 3	10131	3.29	28
CASO 4	11918	3.87	25
CASO 5	7740	2.51	29
CASO 6	6179	2.01	25
CASO 7	8082	2.63	24
CASO 8	12586	4.09	24
CASO 9	8836	2.87	19
CASO 10	8574	2.78	26

Casos	Distancia (m)	Costo (S/)	Tiempo (min)
CASO 11	8466	2.75	22
CASO 12	9380	3.05	30
CASO 13	8421	2.74	20
CASO 14	9730	3.16	27
CASO 15	8616	2.80	23
CASO 16	9683	3.15	26
CASO 17	10016	3.25	18
CASO 18	11343	3.68	22
CASO 19	9494	3.08	20
CASO 20	8169	2.65	21
CASO 21	6854	2.23	20
CASO 22	10429	3.39	30
CASO 23	9942	3.23	30
CASO 24	8406	2.73	21
CASO 25	10870	3.53	27
CASO 26	9756	3.17	18
CASO 27	9175	2.98	26
CASO 28	7495	2.43	25
CASO 29	5689	1.85	20

Fuente: Elaboración propia

Para el desarrollo e implementación del sistema se utilizó la metodología Scrum para la selección de esta metodología se realizó un cuadro comparativo, basados en varios factores técnicos y productivos, las principales metodologías analizadas son SCRUM, XP y RUP. La siguiente tabla nos muestra una comparación de las mismas con el cual se considera SCRUM como un marco de trabajo que se adecua más al desarrollo de la investigación.

Tabla 3

Comparación de Metodologías

Características		Rup	Scrum	Xp
Metodología	Ágil	4	5	3
Enfoque	Iterativo	5	5	4
Planificación	No existe un plan de proyecto de principio a fin.	0	5	4
Alcance	El alcance es definido en la lista de objetivos y pueda cambiar.	2	4	4
Los Artefactos	El software operativo es el único artefacto.	0	5	4
Tipo De Proyecto / Productivo	Proyectos con requisitos cambiantes o implementación de mejorar rápidas. Equipos auto organizados y “Cross funcionales”.	3	5	5
TOTAL		14	29	24

Fuente: Elaboración Propia

Implementación de la metodología

Los principales roles de la metodología ágil SCRUM son:

Roles:

- Dueño del producto (Producto Owner)
- Equipo de desarrollo (Development Team)

Artefactos

Tabla 4

Product Backlog

ID	Prioridad	Estimación (Días)	Requerimientos
PB001	1	1	Estructura de Aplicación Web
PB002	2	4	Implementar página de Acceso
PB003	2	4	Implementar página de Trabajador
PB004	2	2	Implementar página de Repartidor
PB005	2	2	Implementar página de Cliente
PB006	2	2	Implementar página de Tienda por Cliente
PB007	2	2	Implementar página de Zona
PB008	1	2	Implementar página de Producto
PB009	1	2	Implementar página de Paquete
PB010	1	2	Implementar página de Carga de Paquete
PB011	1	15	Implementar página de Enviar Paquete
PB012	1	10	Implementar página de Ruta Paquete
PB013	3	5	Testing
PB014	3	35	Elaborar Documento de Tesis
PB015	3	11	Elaborar Reuniones de Sprint

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 5

Sprint Backlog

Id Product Backlog	Id Tarea	Tarea	Días	Dependencia	Avance (%)
PB001	T001	Crear estructura de aplicación web	1		100%
PB002	T002	Diseño de la página de Acceso	1	T001	100%
PB002	T003	Implementación de la funcionalidad de la página de acceso	2	T002	100%
PB003	T004	Diseño de la página Trabajador	1	T001	100%
PB003	T005	Implementación de la página Trabajador	2	T004	100%
PB004	T006	Diseño de la página Repartidor	1	T001	100%
PB004	T007	Implementación de la página Repartidor	1	T006	100%
PB005	T008	Diseño de la página Cliente	1	T001	100%
PB005	T009	Implementación de la página Cliente	1	T008	100%

Id Product Backlog	Id Tarea	Tarea	Días	Dependencia	Avance (%)
PB006	T010	Diseño de la página Tienda por cliente	1	T001	100%
PB006	T011	Implementación de la página Tienda por cliente	1	T010	100%
PB007	T012	Diseño de la página Zona	1	T001	100%
PB007	T013	Implementación de la página Zona	1	T012	100%
PB008	T014	Diseño de la página Producto	1	T001	100%
PB008	T015	Implementación de la página Producto	1	T014	100%
PB009	T016	Diseño de la página Paquete	1	T001	100%
PB009	T017	Implementación de la página Paquete	1	T016	100%
PB010	T018	Diseño de la página Carga Paquete	1	T001	100%
PB010	T019	Implementación de la página Carga Paquete	1	T018	100%
PB011	T020	Diseño de la página Enviar Paquete	1	T001	100%
PB011	T021	Implementación de la página Enviar Paquete	1	T020	100%
PB012	T022	Diseño de la página Ruta Paquete	5	T001	100%
PB012	T023	Implementación de la página Ruta Paquete	10	T022	100%
PB013	T024	Pruebas funcionales de aplicación web	5		100%
PB014	T025	Elaborar documento de Proyecto de Tesis	15		100%
PB014	T026	Corregir documento de Tesis	5	T025	100%
PB014	T027	Elaborar documento final de tesis	15	T026	100%
PB015	T028	Elaborar Sprint Planning Meeting	1		100%
PB015	T029	Elaborar Daily Scrum	7	T028	100%
PB015	T030	Elaborar Sprint Review Meeting	1	T029	100%
PB015	T031	Elaborar Sprint Retrospective Meeting	1	T029	100%

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 6

Sprint

Nombre Sprint	Requerimiento a terminar
Sprint 1	<ul style="list-style-type: none"> - Elaborar base de datos. - Estructura de aplicación web.. - Implementar página de Acceso. - Implementar página Trabajador. - Implementar página Repartidor. - Implementar página Cliente - Implementar página Tienda por cliente. - Implementar página Zona.

Nombre Sprint	Requerimiento a terminar
Sprint 2	<ul style="list-style-type: none"> - Implementar página Producto. - Implementar página Paquete. - Implementar página Carga Paquete. - Implementar página Enviar Paquete. - Implementar página Ver Recorrido. - Implementar página Ruta Paquete.
Sprint 3	<ul style="list-style-type: none"> - Testing. - Elaborar documento de Tesis.

Fuente: Elaboración Propia

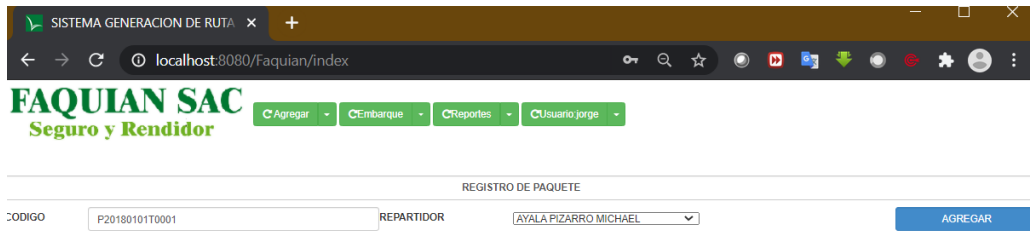
Tabla 7

Incremento Sprint

Nombre Sprint	Incremento
Sprint 1	<ul style="list-style-type: none"> - Crear estructura de aplicación web. - Diseño de la página de Acceso. - Implementación de la funcionalidad de la página de acceso. - Diseño de la página Trabajador. - Implementación de la página Trabajador. - Diseño de la página Repartidor. - Implementación de la página Repartidor. - Diseño de la página Cliente. - Implementación de la página Cliente. - Diseño de la página Tienda por cliente. - Implementación de la página Tienda por cliente. - Diseño de la página Zona. - Implementación de la página Zona. - Diseño de la página Producto. - Implementación de la página Producto. - Diseño de la página Paquete. - Implementación de la página Paquete.
Sprint 2	<ul style="list-style-type: none"> - Diseño de la página Carga Paquete. - Implementación de la página Carga Paquete. - Diseño de la página Enviar Paquete. - Implementación de la página Enviar Paquete. - Diseño de la página Ruta Paquete. - Implementación de la página Ruta Paquete. - Pruebas funcionales de aplicación web.
Sprint 3	<ul style="list-style-type: none"> - Elaboración de documento de Proyecto de Tesis. - Corregir documento de Tesis. - Elaborar documento final de Tesis.

Fuente: Elaboración Propia

Diseños de Paginas:



SISTEMA GENERACION DE RUTA

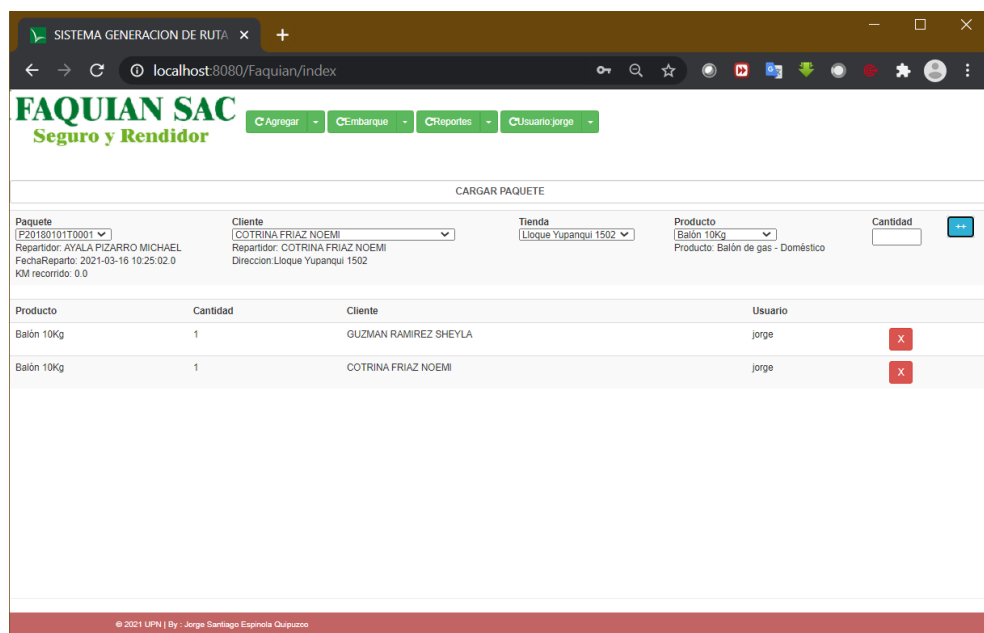
localhost:8080/FaQUIAN/index

FAQUIAN SAC
Seguro y Rendidor

REGISTRO DE PAQUETE

CODIGO:
 REPARTIDOR:

Figura 2: Pantalla crear paquete
Fuente: Elaboración propia



SISTEMA GENERACION DE RUTA

localhost:8080/FaQUIAN/index

FAQUIAN SAC
Seguro y Rendidor

CARGAR PAQUETE

Paquete:
 Repartidor: AYALA PIZARRO MICHAEL
 FechaReparto: 2021-03-16 10:25:02.0
 KM recorrido: 0.0

Cliente:
 Repartidor: COTRINA FRIAZ NOEMI
 Direccion:Lloque Yupanqui 1502

Tienda:

Producto:
 Producto: Balón de gas - Doméstico

Cantidad:

Producto	Cantidad	Cliente	Usuario
Balón 10Kg	1	GUZMAN RAMIREZ SHEYLA	jorge <input type="button" value="X"/>
Balón 10Kg	1	COTRINA FRIAZ NOEMI	jorge <input type="button" value="X"/>

© 2021 LPN | By - Jorge Santiago Espinola Quipezco

Figura 3 Pantalla cargar paquete
Fuente: Elaboración propia

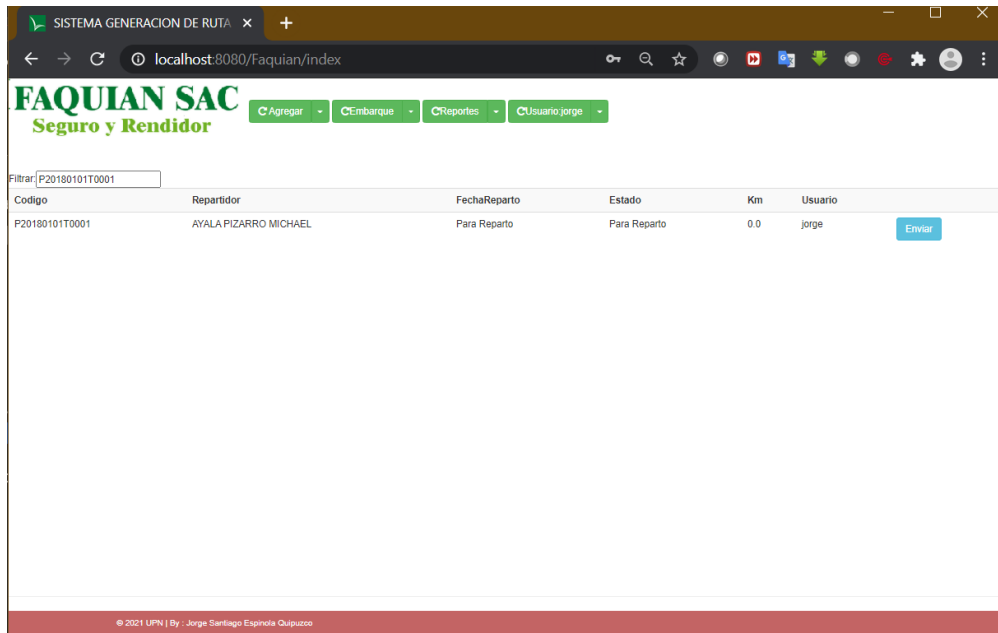


Figura 4: Pantalla enviar paquete
Fuente: Elaboración propia

Tablas de base de datos:

#	Nombre	Tipo	Cotejamiento	Atributos	Nulo	Predeterminado
1	idpaquete 🗝️	int(11)			No	Ninguna
2	codigo	varchar(15)	utf8_general_ci		No	Ninguna
3	idrepartidor	int(11)			No	Ninguna
4	fehareparto	datetime			No	Ninguna
5	fecha	datetime			No	Ninguna
6	estado	tinyint(4)			No	Ninguna
7	rutaoptima	varchar(550)	utf8_general_ci		No	Ninguna
8	km	double			No	Ninguna
9	usuario	varchar(20)	utf8_general_ci		No	Ninguna

Figura 5: Tabla paquete
Fuente: Elaboración propia


#	Nombre	Tipo	Cotejamiento	Atributos	Nulo	Predeterminado
1	idcargar 	int(11)			No	Ninguna
2	idpaquete	int(11)			No	Ninguna
3	idproducto	int(11)			No	Ninguna
4	cantidad	int(11)			No	Ninguna
5	idcliente	int(11)			No	Ninguna
6	idtienda	int(11)			No	Ninguna
7	usuario	varchar(20)	utf8_general_ci		No	Ninguna

Figura 6: Tabla cargar paquete
Fuente: Elaboración propia


#	Nombre	Tipo	Cotejamiento	Atributos	Nulo	Predeterminado
1	idtienda 	int(11)			No	Ninguna
2	idcliente	int(11)			No	Ninguna
3	direccion	varchar(255)	latin1_swedish_ci		No	Ninguna
4	posicion	varchar(255)	latin1_swedish_ci		No	Ninguna
5	estado	tinyint(4)			No	Ninguna

Figura 7: Tabla Tienda
Fuente: Elaboración propia

Implementación de software

Implementación de software para la crear la ruta de distribución

ALGORITMOS GENÉTICOS

A continuación, se describe la forma en cómo se implementó el algoritmo genético para dar solución a la distribución de productos.

CODIFICACIÓN DE DATOS EN GENES

Se ha considerado como gen a un punto de distribución (tienda). El punto de distribución está asociado a un cliente y además cuenta con las siguientes propiedades importantes para la aplicación del algoritmo genético, dentro de las cuales son, el código de la tienda en el sistema, dirección y posición (GPS). La geolocalización GPS está conformado por una latitud y longitud que permite

identificar su ubicación en el servicio web de mapas más rápido y no exista ambigüedades.

idtienda	direccion	posicion
50	Jose Maria Eguren 524	-8.07719015996595,-79.00322759385682

Figura 8: Representación de gen en la tabla
Fuente: Elaboración propia

CROMOSOMAS

Los cromosomas están compuestos por un array de genes (puntos de distribución o tiendas), los genes se agrupan conforme se van ingresado en el sistema para formar la ruta de distribución. El registro de la ruta es un requisito indispensable para poder continuar con los pasos siguientes en la construcción del algoritmo genético.

idpaquete	idtienda
35	105
35	98
35	50
35	97
35	134
35	125
35	46
35	109
35	132
35	74

Figura 9: Representación de cromosoma en la base de datos (ruta)
Fuente: Elaboración propia

Con la ruta ingresada en el sistema, el sistema elabora una matriz que tiene todas las distancias de un punto de distribución a otro. Esta matriz es importante para la evaluación de la ruta más corta para se utiliza la función `getMatriz ()`.

```

87 private int[][] getMatriz(List<Tienda> listtiendas){
88
89     int[][] distancias = new int[listtiendas.size()][listtiendas.size()];
90     for(int i = 0;i<listtiendas.size();i++){
91         for(int j = i;j<listtiendas.size();j++){
92             if(i==j){
93                 distancias[i][j]=0;
94             }else{
95                 // teorema de haversin
96                 int distancia = (int) (distancia(listtiendas.get(i).getPosicion(),listtiendas.get(j).getPosicion()));
97                 distancias[i][j]=distancia;
98                 distancias[j][i]=distancia;
99             }
100         }
101     }
102     return distancias;

```

Figura 10: Creación de matriz
Fuente: Elaboración propia

Población inicial

Para crear la población inicial se utilizó la función “Población” que tiene como parámetros el tamaño de la población que es 100 y el valor del parámetro empezar como “true”.

```

40 public Poblacion(int tamanoPoblacion, boolean empezar)
41 {
42     individuos = new Genotipo[tamanoPoblacion];
43     lista = new LinkedList<Genotipo>();
44     mejor = null;
45     if(empezar) {
46         for(int i = 0; i < tamanoPoblacion; i++) {
47             this.insertaOrdenado(new Genotipo(empezar));
48         }
49         this.pegarArreglo();
50     }
51 }

```

Figura 11: Función Población
Fuente: Elaboración propia

La función `Poblacion ()` internamente llama a la función `generarAleatorio ()` la cual de manera aleatoria genera un nuevo individuo.

```

public final void generaAleatorio()
{
    boolean[] usados = new boolean[Algoritmo.numCiudades + 1];
    int pos, i;
    for (i = 0; i < Algoritmo.numCiudades; i++) {
        usados[i] = false;
    }
    i = 0;
    while (i < Algoritmo.numCiudades) {
        pos = (int) (Algoritmo.numCiudades * Algoritmo.rnd.nextDouble()) + 1;
        if (!usados[pos]) {
            genes[i] = pos;
            i++;
            usados[pos] = true;
        }
    }
}

```

Figura 12: Función para generar individuos
Fuente: Elaboración propia

La función “Poblacion” luego de generar el individuo evalúa la ruta para la obtener la distancia recorrida con la función “evaluarCamino”.

```

27 public static double evaluaCamino(int[] path)
28 {
29     double suma = 0;
30
31     for (int i = 1; i < Algoritmo.numCiudades; i++)
32         suma += distEntre2(path[i], path[i-1]);
33     suma += distEntre2(path[Algoritmo.numCiudades-1], path[0]);
34
35     return suma;
36 }

```

Figura 13: Función para evaluar el camino
Fuente: Elaboración propia

Con los individuos creados, se procedió a crear una lista que vendría hacer la población inicial ordenada de forma descendente con la función “insertaOrdenado”.

```

68     public void insertaOrdenado(Genotipo a)
69     {
70         if(lista.isEmpty())
71             lista.addFirst(a);
72         else {
73             Iterator<Genotipo> it = lista.iterator();
74             Genotipo b;
75             int i = 0;
76             boolean insertado = false;
77             while(!insertado && it.hasNext()) {
78                 b = it.next();
79                 if(a.getFitness() < b.getFitness()) {
80                     lista.add(i, a);
81                     insertado = true;
82                 }
83                 i++;
84             }
85             if(!insertado)
86                 lista.addLast(a);
87         }

```

Figura 14: Función que ordenada la población inicial
Fuente: Elaboración propia

Dentro de la función “insertarOrdenado” se realizó la evaluación de la distancia más corta de la población y para ello hizo uso de la función “getFittes”.

```

151     public Genotipo getFittest()
152     {
153         if(this.mejor==null) {
154             mejor = individuos[0];
155             for(int i = 0; i < size(); i++){
156                 if(mejor.getFitness() >= getGenotipo(i).getFitness()) {
157                     mejor = getGenotipo(i);
158                 }
159             }
160         }
161         return mejor;
162     }

```

Figura 15: Función para obtener el mejor genotipo
Fuente: Elaboración propia

Luego de terminar con el procesamiento de la población inicial, se inició el proceso de creación de nuevas generaciones. Para ello se ha considerado crear 10000 generaciones. A continuación, la imagen de la línea 54 de código donde se crean las nuevas generaciones.

```

Source History
56 for ( contadorGen = 1; contadorGen <= Algoritmo.numGeneraciones; contadorGen++ ) {
57     pob = Algoritmo.evolutiva(pob, mejor.getCopia());
58     if (pob.getFittest().getFitness() < mejor.getFitness() ) {
59         mejor = pob.getFittest().getCopia();
60         numGen = contadorGen;
61     }
62     System.out.println("Generación: " + contadorGen +"; Fitness del fittest: " + pob.getFittest().getFitness());
63 }
64 return mejor.getArreglo();

```

Figura 16: Código para crear nuevas generaciones

Fuente: Elaboración propia

Una generación está conformada por una población y esta a su vez por individuos.

El proceso de crear nuevas generaciones inicia con la función “evolutiva”.

Para la generación de una nueva población se toma el mejor genoma de la anterior población y se agrega como un nuevo individuo en la nueva población, esta acción tiene el nombre de elitismo.

```

69 public static Poblacion evolutiva(Poblacion pob, Genotipo mejor)
70 {
71     Poblacion nuevaPob = new Poblacion(pob.size(), false);
72     if (elitismo) {
73         //nuevaPob.guardarIndividuo(0, pob.getFittest().getCopia());
74         nuevaPob.insertaOrdenado(mejor.getCopia());
75     }
76     int offsetElitismo;
77     if (elitismo)
78         offsetElitismo = 1;
79     else
80         offsetElitismo = 0;
81     double[] dist = pob.linealRanking();
82     for (int i = offsetElitismo; i < pob.size(); i++) {
83         Genotipo A = pob.ruleta(dist);
84         Genotipo B = pob.ruleta(dist);
85         if (Algoritmo.rnd.nextDouble() <= tasaCruzamiento) {
86             nuevaPob.insertaOrdenado(crossover(A, B));
87             //nuevaPob.guardarIndividuo(i, crossover(A, B));
88         }
89         else
90             nuevaPob.insertaOrdenado(pob.getGenotipo(i));
91         //nuevaPob.guardarIndividuo(i, pob.getGenotipo(i));
92     }
93     nuevaPob.pegarArreglo();
94     for (int i = 0; i < nuevaPob.size(); i++) {
95         mutacion(nuevaPob.getGenotipo(i));
96     }
97     return nuevaPob;

```

Figura 17: Función que crea una generación

Fuente: Elaboración propia

La función “evolutiva” aplica también la técnica de Ranking con la función “linealRanking” para obtener una matriz de probabilidades de selección.

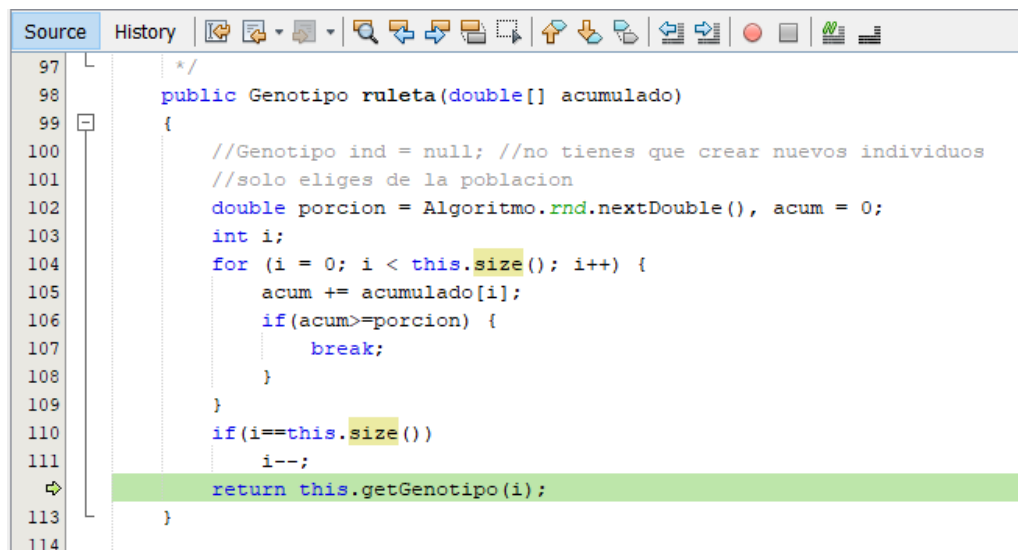
```

124     public double [] linealRanking()
125     {
126         double [] res = new double [this.size()];
127         int tam = this.size();
128         double nmas, nmen;
129         nmas = 1.1;
130         nmen = 2 - nmas;
131         for (int i = 0; i < tam; i++) {
132             res[i] = (1 / (double) tam) * (nmas - (nmas - nmen) * (i) / (tam - 1));
133         }
134         return res;

```

Figura 18: Función que construye probabilidades
Fuente: Elaboración propia

Con la matriz de probabilidades podemos hacer uso de la técnica de la ruleta para la selección de los genomas, la técnica fue implementada en la función “ruleta”.



```

97     */
98     public Genotipo ruleta(double[] acumulado)
99     {
100         //Genotipo ind = null; //no tienes que crear nuevos individuos
101         //solo eliges de la poblacion
102         double porcion = Algoritmo.rnd.nextDouble(), acum = 0;
103         int i;
104         for (i = 0; i < this.size(); i++) {
105             acum += acumulado[i];
106             if(acum >= porcion) {
107                 break;
108             }
109         }
110         if(i == this.size())
111             i--;
112         return this.getGenotipo(i);
113     }
114

```

Figura 19: Función que aplica técnica ruleta
Fuente: Elaboración propia

La función “evoluciona” también hace uso de la técnica de cruce, para usar esta técnica hace llamado a la función “crossover” la cual utiliza dos genomas y hace la combinación de sus genes para generar nuevos individuos.

```

Source History
130 private static Genotipo crossover(Genotipo A, Genotipo B)
131 {
132     Genotipo hijo = new Genotipo();
133     int lugar1 = 0, lugar2 = 0, l1, l2;
134     HashSet<Integer> pasadas = new HashSet<>();
135     while(lugar1 == lugar2) {
136         /**Se realiza un cruzamiento aleatorio*/
137         lugar1 = (int)(Algoritmo.rnd.nextDouble()*numCiudades);
138         lugar2 = (int)(Algoritmo.rnd.nextDouble()*numCiudades);
139     }
140     l1 = Math.min(lugar1, lugar2);
141     l2 = Math.max(lugar1, lugar2);
142     lugar1 = l1;
143     lugar2 = l2;
144     for(int i = lugar1; i <= lugar2; i++) {
145         pasadas.add(A.getGen(i));
146         hijo.setGen(i, A.getGen(i));
147     }
148     LinkedList<Integer> faltantes = new LinkedList<>();
149     for(int i=0; i<B.size(); i++) {
150         if(!pasadas.contains(B.getGen(i)))
151             faltantes.addLast(B.getGen(i));
152     }
153     for(int i=0; i<hijo.size(); i++) {
154         if(hijo.getGen(i)==0)
155             hijo.setGen(i, faltantes.pop());
156     }
157
158
159     return hijo;
160 }
161 }

```

Figura 20: Función que aplica técnica de cruce
Fuente: Elaboración propia

Hasta este punto, se contó con los genomas de la nueva población creados y para garantizar un mejor resultado se hizo uso de la técnica de mutación que consistía en modificar la ubicación de un gen dentro del genoma. Para eso se utilizó la función mutación.

```

105     private static void mutacion(Genotipo gen)
106     {
107         int primero, segundo;
108
109         if(Algoritmo.rnd.nextDouble() <= tasaMutacion) {
110             primero = 0;
111             segundo = 0;
112             while(primero==segundo) {
113                 primero = (int) (Algoritmo.rnd.nextDouble()*numCiudades);
114                 segundo = (int) (Algoritmo.rnd.nextDouble()*numCiudades);
115             }
116             int var = gen.getGen(primero);
117             gen.setGen(primero,gen.getGen(segundo));
118             gen.setGen(segundo, var);
119         }
120     }

```

Figura 21: Función que aplica técnica de mutación
Fuente: Elaboración propia

Luego de aplicar la técnica de mutación a la población cuando se creó la nueva generación, se continuó con la evaluación y selección del mejor resultado. Para crear una nueva generación se realizó los mismos pasos descritos anteriormente.

Conexión con el proveedor de mapas son con API

La aplicación se conectó con el proveedor de mapas mediante una URL y una cuenta, de esta forma pudo obtener la coordenada GPS de cada punto de distribución.

Para la captura de datos después de la aplicación del sistema

1. Se ingresa al sistema con usuario y contraseña.
2. Luego, se crea la ruta ingresando al menú Embarque/Paquete y se hace clic en el botón “Nuevo Paquete”, se debe ingresa en pantalla el código o nombre de la ruta, se elige el repartidor y se hace clic en el botón “Agregar”.
3. El sistema crea la nueva ruta y se puede visualizar en pantalla.
4. Ahora se debe agregar los puntos de distribución a la ruta, para eso ir al menú Embarque/” Cargar Paquete”.

5. El sistema carga la pantalla con los campos ruta(paquete), cliente, tienda, producto y cantidad.
6. El usuario debe seleccionar la ruta(paquete), el cliente, el punto de distribución(tienda), el producto, ingresar la cantidad y clic en el botón “++”.
7. El sistema muestra en pantalla el punto de distribución, registrado en el paso anterior.
8. El usuario en la pantalla “Carga Paquete” debe ingresar todos los puntos de distribución requeridos, seleccionando el cliente, la tienda, el producto, ingresando la cantidad y clic en botón “++”. Para seguir ingresando puntos de distribución se debe seguir repitiendo este paso.
9. El sistema muestra en pantalla todos los puntos de distribución ingresados.
10. Ahora se debe solicitar la generación de la ruta de distribución por el sistema, entonces deber ir al menú Embarque/” Enviar Paquete” y luego filtrar o buscar la ruta (paquete) creada.
11. El sistema mostrará en pantalla la ruta y el botón “enviar”.
12. El usuario debe hacer clic en el botón “enviar”.
13. El sistema mostrará en pantalla la información de kilómetros por recorrer y la nueva ruta generada.
14. Con la cantidad de kilómetros consumidos se realiza el cálculo como se indica en la ficha de registro (Anexo 3) para obtener el costo de combustible y tiempo de elaboración de la ruta.

Tabla 8

Datos Post-Test

Casos	Sistema (m)	Costo (S/)	Tiempo (m)
CASO 1	5279	1.71	10
CASO 2	5060	1.64	9
CASO 3	4058	1.32	12
CASO 4	6890	2.24	11
CASO 5	4450	1.45	14
CASO 6	4473	1.45	13
CASO 7	5126	1.67	12
CASO 8	7250	2.35	11
CASO 9	4925	1.60	10
CASO 10	5295	1.72	14
CASO 11	5109	1.66	12
CASO 12	5537	1.80	16
CASO 13	5786	1.88	8
CASO 14	5521	1.79	12
CASO 15	5218	1.69	10
CASO 16	6024	1.96	11
CASO 17	5314	1.73	5
CASO 18	6341	2.06	6
CASO 19	5468	1.78	5
CASO 20	5200	1.69	6
CASO 21	4826	1.57	5
CASO 22	4668	1.52	5
CASO 23	5644	1.83	4
CASO 24	6404	2.08	3
CASO 25	5259	1.71	5
CASO 26	5163	1.68	3
CASO 27	5411	1.76	4
CASO 28	4284	1.39	6

Casos	Sistema (m)	Costo (S/)	Tiempo (m)
CASO 29	3546	1.15	3

Fuente: Elaboración Propia

CAPÍTULO III. RESULTADOS

En este capítulo se muestra e interpreta los resultados del uso del sistema de algoritmos genéticos generacionales en la distribución de los productos para la empresa FAQUIAN durante el mes de febrero del 2021.

Planteamiento de Hipótesis

Dada la hipótesis planteada “Un sistema de algoritmos genéticos generacionales influye de manera positiva en la distribución de productos para la empresa FAQUIAN – Trujillo.”

- **Variable Dependiente:** Distribución de productos
- **Variable Independiente:** Sistema de algoritmos genéticos generacionales

Contrastación de la Hipótesis

La contrastación de Hipótesis se ha realizado mediante métodos Pre - test y Post – test, con los cuales se podrá rechazar o aceptar la hipótesis. Así como también se identificaron indicadores cuantitativos, los cuales se detallan en la siguiente tabla:

Tabla 9

Indicadores de la investigación

N°	Indicador	Tipo
1	Distancia	Cuantitativos
2	Costo	Cuantitativos
3	Tiempo	Cuantitativos

Fuente: Elaboración propia

Análisis de la dimensión distancia

En este punto se muestra e interpreta los resultados del sistema de algoritmos genéticos generacionales para el indicador distancia en la distribución de productos para la empresa FAQUIAN de la ciudad de Trujillo. Los datos fueron recolectados haciendo uso de la ficha de registro.

Tabla 10

Análisis de indicador distancia

Casos	Pre-Test	Post-Test	Diferencia (d)	$d_i - \bar{d}$	$(d_i - \bar{d})^2$
1	10745	5279	5466	1628.86	2653191.64
2	8081	5060	3021	-816.14	666081.12
3	10131	4058	6073	2235.86	4999079.19
4	11918	6890	5028	1190.86	1418152.47
5	7740	4450	3290	-547.14	299359.92
6	6179	4473	1706	-2131.14	4541748.88
7	8082	5126	2956	-881.14	776404.05
8	12586	7250	5336	1498.86	2246587.50
9	8836	4925	3911	73.86	5455.61
10	8574	5295	3279	-558.14	311517.95
11	8466	5109	3357	-480.14	230532.43
12	9380	5537	3843	5.86	34.36
13	8421	5786	2635	-1202.14	1445135.61
14	9730	5521	4209	371.86	138281.40
15	8616	5218	3398	-439.14	192842.12
16	9683	6024	3659	-178.14	31733.12
17	10016	5314	4702	864.86	747986.40
18	11343	6341	5002	1164.86	1356903.64
19	9494	5468	4026	188.86	35668.88
20	8169	5200	2969	-868.14	753663.47

Casos	Pre-Test	Post-Test	Diferencia (d)	$d_i - \bar{d}$	$(d_i - \bar{d})^2$
21	6854	4826	2028	-1809.14	3272980.05
22	10429	4668	5761	1923.86	3701245.26
23	9942	5644	4298	460.86	212393.85
24	8406	6404	2002	-1835.14	3367731.23
25	10870	5259	5611	1773.86	3146586.64
26	9756	5163	4593	755.86	571327.47
27	9175	5411	3764	-73.14	5349.16
28	7495	4284	3211	-626.14	392048.71
29	5689	3546	2143	-1694.14	2870103.33
SUMATORIA	264806	153529	111277		40390125.45
MEDIA	9131.24	5294.10	3837.14	Varianza (s)	1201.04

Fuente: Elaboración Propia

Gráficos de Pre test y Post test

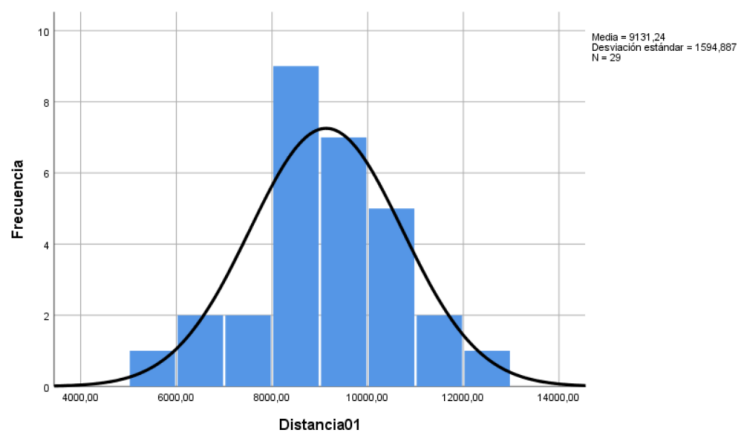


Figura 22: Pre-Test distancia
Fuente: Elaboración propia

En el grafico número 24 se puede apreciar la frecuencia de datos recolectados en el pre-test.

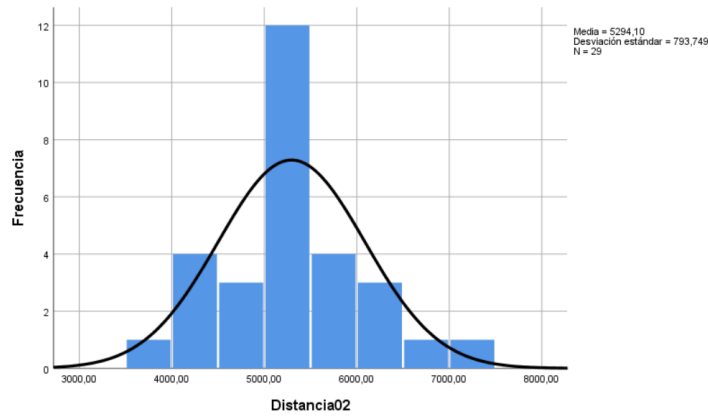


Figura 23: Post-Test distancia
Fuente: Elaboración propia

En el grafico número 25 se puede apreciar la frecuencia de datos recolectados en el post-test.

Los datos fueron analizados usando la prueba t Student en el software estadístico IBM SPSS.

Prueba de normalidad

Pruebas de normalidad						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Distancia01	,083	29	,200*	,990	29	,992
Distancia02	,138	29	,164	,966	29	,448

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.
a. Corrección de significación de Lilliefors

Figura 24: Prueba de normalidad
Fuente: Elaboración propia

En el grafico número 26 se puede apreciar la prueba de normalidad de los datos “Shapiro-Wilk” del pre-test y post-test para el indicador de distancia.

Prueba t Student

		Media	N	Desv. Desviación	Desv. Error promedio
Par 1	Distancia01	9131,2414	29	1594,88700	296,16308
	Distancia02	5294,1034	29	793,74867	147,39543

Figura 25: Estadística de muestras
Fuente: Elaboración propia

		Diferencias emparejadas							
		Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia		t	gl	Sig. (bilateral)
					Inferior	Superior			
Par 1	Distancia01 - Distancia02	3837,13793	1201,04308	223,02810	3380,28558	4293,99029	17,205	28	,000

Figura 26: Prueba t de muestras
Fuente: Elaboración propia

Como resultado del análisis, se obtuvo el valor de 17,205 para el estadístico de prueba t, que al ser comparado con el valor t 1,7011 para 28 grados de libertad, permite concluir que efectivamente, el sistema de algoritmos genéticos generacionales tiene influencia positiva sobre la dimensión distancia de distribución de productos. Lo mismo podemos apreciar en el siguiente gráfico:

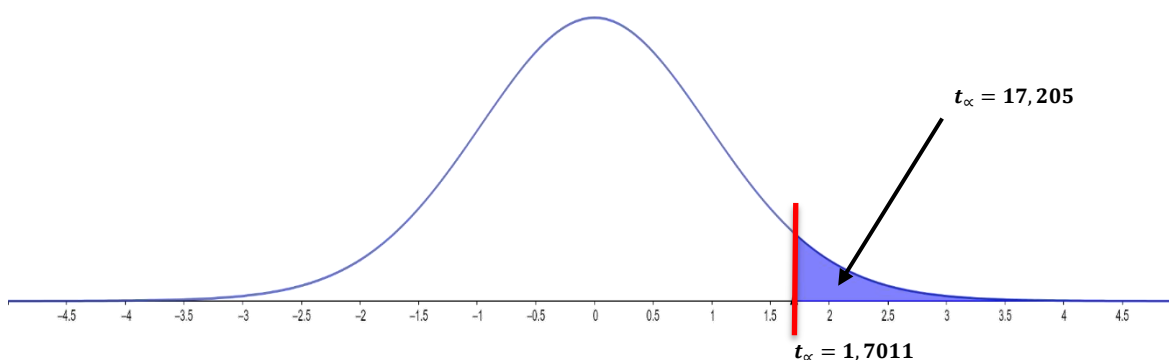


Figura 27: Resultado de distancia
Fuente: Elaboración propia

Análisis de la dimensión costo

En este punto se muestra e interpreta los resultados del sistema de algoritmos genéticos generacionales para el indicador costo en la distribución de productos para la empresa FAQUIAN de la ciudad de Trujillo. Los datos fueron recolectados haciendo uso de la ficha de registro.

Tabla 11

Análisis de indicador costo

Caso	Pre-Test	Post-Test	Diferencia (d)	$d_i - \bar{d}$	$(d_i - \bar{d})^2$
1	3.49	1.71	1.78	0.53	0.28
2	2.62	1.64	0.98	-0.27	0.07
3	3.29	1.32	1.97	0.73	0.53
4	3.87	2.24	1.63	0.39	0.15
5	2.51	1.45	1.07	-0.18	0.03
6	2.01	1.45	0.55	-0.69	0.48
7	2.63	1.67	0.96	-0.29	0.08
8	4.09	2.35	1.73	0.49	0.24
9	2.87	1.60	1.27	0.02	0.00
10	2.78	1.72	1.07	-0.18	0.03
11	2.75	1.66	1.09	-0.16	0.02
12	3.05	1.80	1.25	0.00	0.00
13	2.74	1.88	0.86	-0.39	0.15
14	3.16	1.79	1.37	0.12	0.01
15	2.80	1.69	1.10	-0.14	0.02
16	3.15	1.96	1.19	-0.06	0.00
17	3.25	1.73	1.53	0.28	0.08
18	3.68	2.06	1.62	0.38	0.14
19	3.08	1.78	1.31	0.06	0.00
20	2.65	1.69	0.96	-0.28	0.08
21	2.23	1.57	0.66	-0.59	0.35

22	3.39	1.52	1.87	0.62	0.39
23	3.23	1.83	1.40	0.15	0.02
24	2.73	2.08	0.65	-0.60	0.36
25	3.53	1.71	1.82	0.58	0.33
26	3.17	1.68	1.49	0.25	0.06
27	2.98	1.76	1.22	-0.02	0.00
28	2.43	1.39	1.04	-0.20	0.04
29	1.85	1.15	0.70	-0.55	0.30
SUMATORIA	86.01	49.87	36.14		4.26
MEDIA	2.97	1.72	1.25	Varianza (s)	0.39

Fuente: Elaboración Propia

Gráficos de Pre test y Post test

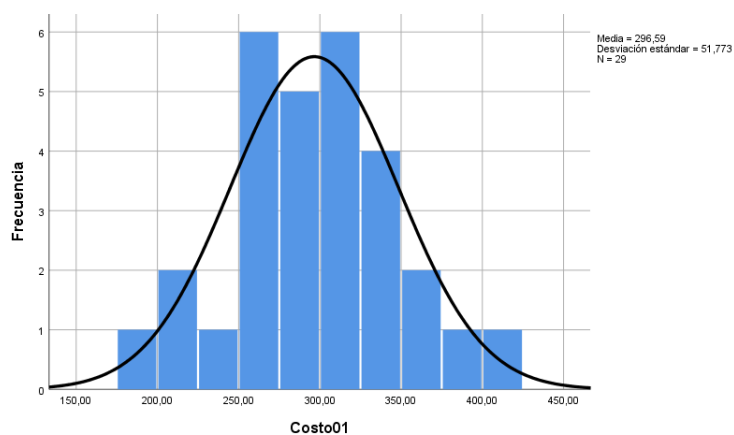


Figura 28: Pre-Test costo
Fuente: Elaboración propia

En el gráfico número 30 se puede apreciar la frecuencia de datos recolectados en el pre-test para el indicador de costo.

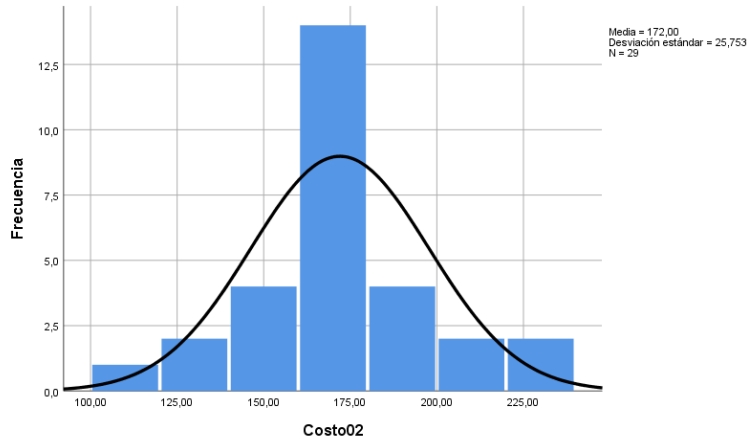


Figura 29: Post-Test costo
Fuente: Elaboración propia

En el grafico número 31 se puede apreciar la frecuencia de datos recolectados en el post-test para el indicador de costo.

Los datos fueron analizados usando la prueba t Student en el software estadístico IBM SPSS.

Prueba de normalidad

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Costo01	,080	29	,200 [*]	,990	29	,993
Costo02	,137	29	,177	,965	29	,443

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.
a. Corrección de significación de Lilliefors

Figura 30: Prueba de normalidad indicador costo
Fuente: Elaboración propia

En el grafico número 32 se puede apreciar la prueba de normalidad de los datos “Shapiro-Wilk” del pre-test y post-test para el indicador de costo.

Prueba t Student

		Media	N	Desv. Desviación	Desv. Error promedio
Par 1	Costo01	296,5862	29	51,77252	9,61392
	Costo02	172,0000	29	25,75295	4,78220

Figura 31: Estadística de muestras costos
Fuente: Elaboración propia

		Diferencias emparejadas							
		Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia		t	gl	Sig. (bilateral)
					Inferior	Superior			
Par 1	Costo01 - Costo02	124,58621	38,93999	7,23097	109,77423	139,39819	17,230	28	,000

Figura 32: Prueba t de muestras costos
Fuente: Elaboración propia

Como resultado del análisis, se obtuvo el valor de 17,230 para el estadístico de prueba t, que al ser comparado con el valor t 1,7011 para 28 grados de libertad, permite concluir que efectivamente, el sistema de algoritmos genéticos generacionales tiene influencia positiva sobre el indicador costo en la distribución de productos. Lo mismo podemos apreciar en el siguiente gráfico:

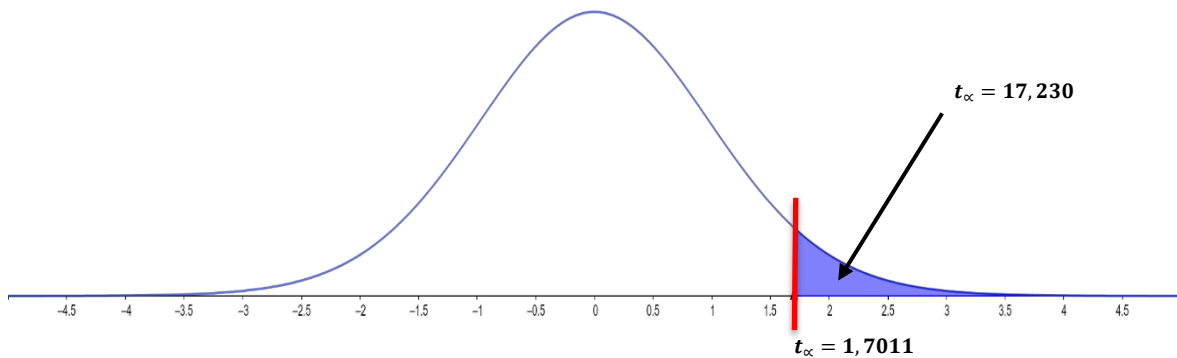


Figura 33: Resultado de indicador costo
Fuente: Elaboración propia

Análisis de la dimensión tiempo

En este punto se muestra e interpreta los resultados del sistema de algoritmos genéticos generacionales para el indicador de tiempo en la distribución de productos para la empresa FAQUIAN de la ciudad de Trujillo. Los datos fueron recolectados haciendo uso de la ficha de registro.

Tabla 12

Análisis de indicador tiempo

Caso	Pre-Test	Post-Test	Diferencia (d)	$d_i - \bar{d}$	$(d_i - \bar{d})^2$
1	27	10	17	1.69	2.85
2	16	9	7	-8.31	69.06
3	28	12	16	0.69	0.48
4	25	11	14	-1.31	1.72
5	29	14	15	-0.31	0.10
6	25	13	12	-3.31	10.96
7	24	12	12	-3.31	10.96
8	24	11	13	-2.31	5.34
9	19	10	9	-6.31	39.82
10	26	14	12	-3.31	10.96
11	22	12	10	-5.31	28.20
12	30	16	14	-1.31	1.72
13	20	8	12	-3.31	10.96
14	27	12	15	-0.31	0.10
15	23	10	13	-2.31	5.34
16	26	11	15	-0.31	0.10
17	18	5	13	-2.31	5.34
18	22	6	16	0.69	0.48
19	20	5	15	-0.31	0.10
20	21	6	15	-0.31	0.10
21	20	5	15	-0.31	0.10

Caso	Pre-Test	Post-Test	Diferencia (d)	$d_i - \bar{d}$	$(d_i - \bar{d})^2$
22	30	5	25	9.69	93.89
23	30	4	26	10.69	114.27
24	21	3	18	2.69	7.23
25	27	5	22	6.69	44.75
26	18	3	15	-0.31	0.10
27	26	4	22	6.69	44.75
28	25	6	19	3.69	13.61
29	20	3	17	1.69	2.85
SUMATORIA	689.00	245.00	444.00		526.21
MEDIA	23.76	8.45	15.31	Varianza (s)	4.34

Fuente: Elaboración Propia

Gráficos de Pre test y Post test

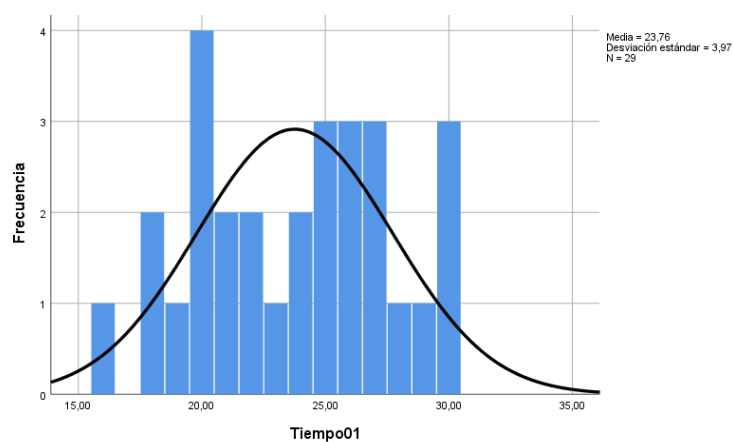


Figura 34: Pre-Test tiempo
Fuente: Elaboración propia

En el grafico número 36 se puede apreciar la frecuencia de datos recolectados en el pre-test para el indicador de costo.

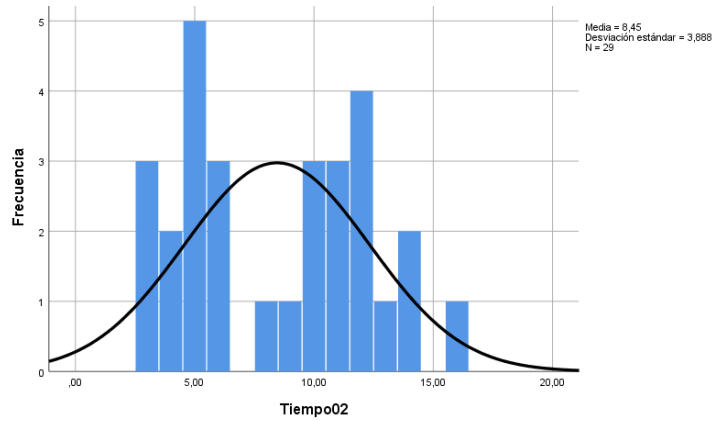


Figura 35: Post-Test tiempo
Fuente: Elaboración propia

En el grafico número 37 se puede apreciar la frecuencia de datos recolectados en el post-test para el indicador de costo.

Los datos fueron analizados usando la prueba t Student en el software estadístico IBM SPSS.

Prueba de normalidad

Pruebas de normalidad

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Tiempo01	,105	29	,200*	,960	29	,330
Tiempo02	,184	29	,013	,924	29	,038

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

Figura 36: Prueba de normalidad indicador tiempo
Fuente: Elaboración propia

En el grafico número 38 se puede apreciar la prueba de normalidad de los datos “Shapiro-Wilk” del pre-test y post-test para el indicador de tiempo.

Prueba t Student

		Media	N	Desv. Desviación	Desv. Error promedio
Par 1	Tiempo01	23,7586	29	3,97002	,73721
	Tiempo02	8,4483	29	3,88758	,72191

Figura 37: Estadística de muestras tiempo01 – tiempo02
Fuente: Elaboración propia

Par 1	Tiempo01 - Tiempo02	Diferencias emparejadas							
		Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio	95% de intervalo de confianza de la diferencia		t	gl	Sig. (bilateral)
					Inferior	Superior			
		15,31034	4,33510	,80501	13,66136	16,95933	19,019	28	,000

Figura 38: Prueba de muestras tiempo01 – tiempo02
Fuente: Elaboración propia

Como resultado del análisis, se obtuvo el valor de 19,019 para el estadístico de prueba t, que al ser comparado con el valor t 1,7011 para 28 grados de libertad, permite concluir que efectivamente, el sistema de algoritmos genéticos generacionales tiene influencia positiva sobre el indicador tiempo en la distribución de productos. Lo mismo podemos apreciar en el siguiente gráfico:

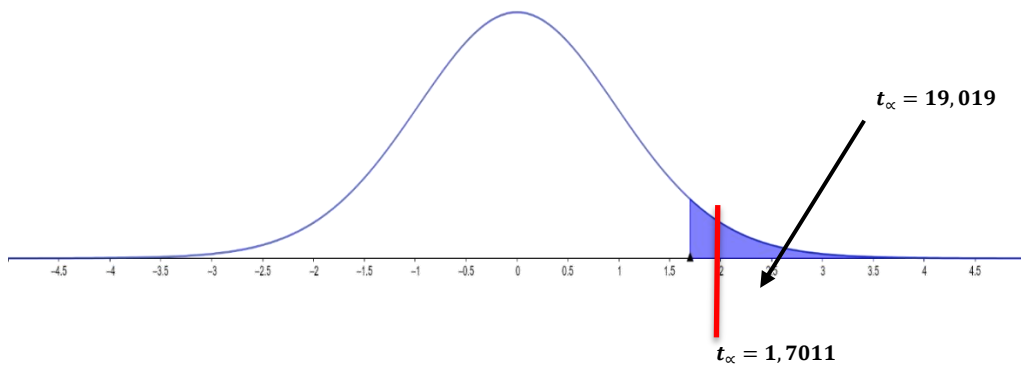


Figura 39: Resultado de indicador
Fuente: Elaboración propia

CAPÍTULO IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

4.1 Discusión

De la tabla 6, se logra apreciar que el valor del promedio de la distancia es para obtener la distribución más corta y fue de 9 131,24 metros que vendría hacer el 100% antes de usar el sistema. Pero luego usando el sistema el promedio de la distancia fue de 5 294,10 que representa el 58%, lo que evidencia un ahorro de 42% tomando como referencia el total de la distancia en el pretest, este dato demuestra la influencia positiva del sistema en la distribución. En comparación con la investigación realizada por los autores Bermeo Muñoz & Calderón Sotero (2009), en la investigación “Diseño de un modelo de optimización de rutas de transporte”, lograron optimizar la ruta en un 20% podría deberse al uso del algoritmo de ahorro Clark-Wright.

En los resultados que se observan en la tabla 7, que corresponde al indicar de costo, se observa que la media es de 2,97 soles que representa el 100% del costo promedio antes de usar el sistema, pero luego la media cambia a 1,72 soles que representa el 58% del costo promedio del pretest, este dato deja en evidencia de un ahorro del 42% del costo promedio en la distribución. En comparación con la investigación realizada por los autores Carabalí Ararat & Pineda Zapata (2019), en la investigación “Diseño de rutas con VRP solver 3.0: caso de una empresa transportadora de mercancía” logran mejorar los ingresos como mínimo en 38% podría deberse a las jornadas de la compañía.

En los resultados que se observan en la tabla 8, se visualiza que el valor promedio del indicador de tiempo antes de usar el sistema es de 23,76 minutos que representa el 100% del tiempo promedio, pero usando el sistema el tiempo promedio es de 8,45

minutos que representa el 36% del tiempo promedio, se demuestra una reducción del 64% del tiempo promedio que equivale a 15.31 minutos. En comparación con el trabajo de los autores Norman Reyes (2016), en la investigación "Modelo de optimización de programación de rutas para empresa logística peruana usando herramientas FSMVRPTW" redujeron el tiempo de generación de la ruta de 30 a 0.5 minutos mientras que esta investigación fue de 15,31 minutos que puede deberse a que su proceso es semi manual.

4.2 Conclusiones

A finalizar el presente trabajo de investigación, se llegaron a las siguientes conclusiones:

El sistema de algoritmos genéticos generacionales tuvo una influencia positiva sobre la distribución de productos.

Se demostró la influencia de un sistema de algoritmos genéticos generacionales en la distancia de la distribución de productos, según los resultados obtenidos del análisis de datos en la distribución de productos, disminuyendo en un 42% la distancia recorrida.

Se demostró la influencia de un sistema de algoritmos genéticos generacionales en el costo de la distribución de productos, según los resultados obtenidos del análisis de datos en la distribución de productos, disminuyendo en un 42% el costo de la distribución de productos.

Se demostró la influencia positiva de un sistema de algoritmo genéticos generacionales en la dimensión eficiencia de la ruta para la distribución de productos, según los resultados obtenidos al disminuir el resultado en los indicadores de distancia y costo de distribución de productos.

Se demostró la influencia de un sistema de algoritmos genéticos generacionales en el tiempo de elaboración de la ruta para la distribución de productos, según los resultados obtenidos del análisis de datos en la distribución de productos, disminuyendo en un 64% el tiempo de elaboración de la ruta distribución frente a la forma manual.

4.3 Recomendaciones

Para futuras investigaciones basadas en el mismo tema del proyecto realizado, se recomienda los siguientes puntos:

Seguir usando la fórmula de Haversine para obtener la distancia, porque al usar el api de Google para obtener las distancias entre puntos generaría muchas solicitudes y cada una de ellas demanda un costo y puede exceder el servicio gratuito proporcionado por Google, generando un costo adicional que se debería considerar en los costos de la empresa.

La lógica para determinar la ruta por algoritmos genéticos tiene un procesamiento alto, para utilizarlo en una aplicación móvil se debería investigar y probar los requisitos mínimos del dispositivo móvil que debe tener para que su funcionalidad no se vea afectada.

Se puede mejorar, agregando la funcionalidad de notificaciones a los clientes una vez confirmada la ruta de distribución para que el cliente este atento a la distribución.

REFERENCIAS


- A., C. (2015). *Implantación de aplicaciones web en entornos de internet, intranet y extranet*. Mexico: 978-84-16433-09-4.
- Alander, J. (1992). *On optimal population size of genetic algorithms*. europa: Computer Systems and Software Engineering, 6th Annual European Computer.
- Alba Torres, E. (Febrero de 1999). *Análisis y Diseño de Algoritmos Genéticos Paralelos Distribuidos*. Obtenido de Universidad de Malaga: <https://neo.lcc.uma.es/tesis/PhD-Alba99.pdf>
- Alicia Ramos Martin, M. J. (2014). *Aplicaciones Web*. Madrid, ESPAÑA: Parainfo, SA.
- Araiza Aguilar, J. A., & José Zambrano, M. E. (Noviembre de 2014). *Mejora del servicio de recolección de residuos sólidos urbanos empleando herramientas SIG: un caso de estudio*. Obtenido de redalyc: <http://www.redalyc.org/pdf/467/46750925005.pdf>
- ASP, N. (2014). *ASP NET*. Estados Unidos: ASP.
- Ávila, A. R. (2010). *Iniciación a la Red Internet*. España: Ideaspropias .
- AXARNET. (10 de 10 de 2017). *COMPARATIVA DE LOS SERVIDORES WEB*. Obtenido de AXARNET: <https://www.axarnet.es/blog/comparativa-de-los-servidores-web-mas-utilizados/>
- Baldaci, R., Battarra, M., & Vigo, D. (2008). Routing a heterogeneous fleet of vehicles. En R. Baldacci, M. Battarra, & D. Vigo, *The Vehicle Routing Problem: Latest Advances and New Challenges* (págs. 3 - 27). Springer.
- Bermeo Muñoz, E. A., & Calderón Sotero, J. H. (2009). *Diseño de un modelo de optimización de rutas de transporte*. Obtenido de Redalyc: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=47811604005>
- Bravo Valenzuela, J. I. (2017). *ALGORITMO GENETICO PARA EL DESPACHO DE TECNICOS CON DEPENDENCIA DEL TIEMPO*. Santiago de Chile, Chile. Obtenido de Repositorio Académico de la Universidad de Chile: <http://repositorio.uchile.cl/handle/2250/150320>
- Brindle, A. (1991). *Genetic algorithms for function optimization*. Canada: Universidad de Alberta.
- Carabalí Ararat, H. M., & Pineda Zapata, U. (2019). *Diseño de rutas con VRP solver 3.0: caso de una empresa transportadora de mercancía*. Obtenido de Univesidad santiago de Cali: <http://repository.usc.edu.co:9191/xmlui/handle/123456789/116>
- Esquivel, G. (11 de Enero de 2018). *Administración de proyectos*. Obtenido de CIO MEXICO: <https://cio.com.mx/el-71-de-las-empresas-en-el-mundo-usa-metodologias-agile/>
- Fossati, M. (2014). *Todo sobre MySQL*.
- Fraire Huacuja, H. J., Delgado Orta, J. F., Gonzáles Barbosa, J., Martínez Flores, J. A., & Morales Rodriguez, M. L. (2009). *Construction of an Optimal Solution for a Real-World Routing-Scheduling-Loading Problem*. Obtenido de scielo: http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-55462010000200004&lang=es
- Gamba, E. S., Dominguez, V. M., & Navarini, A. M. (18 de 12 de 2019). *Algoritmos Genéticos: Optimización de rutas de patrullaje*. Ramalio, Buenos Aires, Argentina. Obtenido de Actas de Jornadas y Eventos Académicos de UTN: <https://rtyc.utn.edu.ar/index.php/ajea/article/view/528>

- Guzmán Luna, J. A., Arango Sánchez, R. E., & Jiménez Pinzón, L. D. (Agosto de 2012). *Búsqueda de la ruta óptima mediante los algoritmos: genético y dijkstra utilizando mapas de visibilidad*. Obtenido de redalyc: <http://www.redalyc.org/pdf/849/84923910016.pdf>
- Hanna, P. (2001). *JSP: Complete Reference*. United State: Osborne.
- Hernandez Sampieri, R. (2010). *Metodología de la investigacion*. Mexico: McGraw-Hill.
- Hillier. (2010). *Introducción a la Investigación de Operaciones*. Mexico: Mc Graw Hill.
- Holland, J. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Michigan: Michigan Press Ann Arbor.
- J.Murillo. (10 de 10 de 2006). Obtenido de ¿Qué son los servidores web y por qué son necesarios?: <http://www.duplika.com/blog/que-son-los-servidores-web-y-por-que-son-necesarios>
- Kong, M. (2010). *Investigación de operaciones: programación lineal*. Obtenido de Problemas de transporte. Análisis de redes: <https://ebookcentral.proquest.com/lib/upnortesp/detail.action?docID=3214857>
- Marín Sepulveda, L. F. (2011). *UN MÉTODO COMPUTACIONAL PARA LA OBTENCIÓN DE*. Obtenido de Redalyc: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=49622358013>
- NET, P. (2014). *Introduccion a PHP*. España: PHP.
- PATRITTI, A. C. (2014). *Introduccion a la programacion lineal*. Montevideo-Uruguay: Universidad de Montevideo.
- Pereyra Doctoranda, M. E. (07 de 10 de 2020). *Motion planning for a formation of autonomous robots*. Obtenido de Actas de Jornadas y Eventos Académicos de UTN: <https://rtyc.utn.edu.ar/index.php/ajea/article/view/698>
- Perez, R. V. (2013). *Introduccion a la Optimizacion*. Barcelona: UMadrid.
- Quiroga, J., Cáceres, E., & Padilla, C. (Diciembre de 2014). *OPTIMIZACIÓN DE TRAYECTORIAS DE FRESADO EN CAVIDADES UTILIZANDO EL*. Obtenido de scielo: http://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0798-40652015000100010
- R, L. R. (2012). *Web application Architecture: Principles, protocols and practices*. Estados Unidos: Weihem Wiley - ISBN: 9780471486565.
- Reyes Morales, N. (2016). *Modelo de optimización de programación de rutas para empresa logística peruana usando herramientas FSMVRPTW*. Obtenido de Redalyc: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=81649428015>
- Sanchez Gálvan, F., Garay Rondero, C., Mora Castellanos, C., Gibaja Romero, D., & Bautista Santos, H. (22 de Mayo de 2017). *Optimización de costos de transporte bajo el enfoque de teorías de juegos*. Obtenido de redalyc: <http://www.redalyc.org/pdf/2033/203353519012.pdf>
- Schwaber, K., & Sutherland, J. (2017). *Scrum Guide*. Mountain View: Creative Commons.
- Server, S. (6 de 5 de 2014). *Server and Cloud Plataforma*. (Microsoft) Recuperado el 10 de 8 de 2014, de Server and Cloud Plataforma: <http://www.microsoft.com/es-es/server-cloud/products/sql-server/Support.aspx>
- Soto, C. V. (2012). *Desarrollo de un algoritmo para rutas semanticamente ponderado*. Mexico: IPN.
- Toro Ocanpo, E. M., Santa Chávez, J. J., & Granada Echeverri, M. (01 de Abril de 2013). *Solución del problema de ruteamiento de vehículos en la distribución de papa en*

Colombia. Obtenido de redalyc:
<https://www.redalyc.org/service/redalyc/downloadPdf/849/84927487021/1>
Toth, P., & Vigo, D. (2001). An overview of vehicle routing problems. En P. Toth, & D. Vigo, *The vehicle routing problem* (págs. 1 -26). SIAM.
V, M. (1994). *Planteamiento y Análisis de Investigaciones*. Mexico: Willey.
Yan, M. (2014). *Algoritmo Dijkstra*. Netherlands: Turing Award.

ANEXOS

Anexo 1: Matriz de consistencia

SISTEMA DE ALGORITMOS GENÉTICOS GENERACIONALES EN LA DISTRIBUCION DE PRODUCTOS PARA LA EMPRESA FAQUIAN-TRUJILLO				
PROBLEMA	HIPOTESIS	OBJETIVO GENERAL	VARIABLE 1	METODOLOGÍA
¿Cómo influye el sistema de algoritmos genéticos generacionales en la distribución de productos para la empresa FAQUIAN - Trujillo?	Un sistema de algoritmo genético influye de manera positiva en la distribución de productos para la empresa FAQUIAN - Trujillo	Determinar la influencia de un sistema de algoritmos genéticos generacionales en la distribución de productos para la empresa FAQUIAN - TRUJILLO.	SISTEMA DE ALGORITMOS GENÉTICOS GENERACIONALES	Cuasi experimental
				PRE TEST – POST TEST  <small>Figura 3. Análisis de Contrastación (J. Murillo, 2006)</small>
				<u>Donde:</u> G: Grupo experimental: Muestra. Y1: Captura de datos antes. X: Sistema de algoritmos genético generacionales. Y2: Captura de datos después.

				Población
				<p>Rutas de reparto en el mes de la empresa FAQUIAN.</p> <p>Son 31 rutas de distribución mensual.</p>
		OBJETIVOS ESPECIFICOS	VARIABLE 2	Muestra
		<p>Determinar la influencia del sistema de algoritmo genéticos generacionales en la eficiencia de la ruta de distribución.</p> <p>Determinar la influencia del sistema de algoritmo genético generacionales en el tiempo elaboración de rutas en la distribución de productos</p>	DISTRIBUCIÓN DE PRODUCTOS	$n = \frac{N \cdot z^2 \cdot p \cdot q}{(N-1)e^2 + z^2 p q}$ <p>Dónde:</p> <p>N: Población = 31</p> <p>Z²: A un nivel de confianza de 95% = 1.96</p> <p>p: Probabilidad de éxito 50% = 0.5</p> <p>q: Probabilidad de fracaso, q = 1 - p = 0.5</p> <p>e: Error de estimación, se sugiere valores de entorno al 5% = 0.05</p> <p>n = 29</p> <p>Rutas de distribución.</p> <p>Unidad de análisis</p> <p>Ruta de distribución.</p>

Anexo 2: Matriz de operacionalización de variables

VARIABLE 2	DEFINICIÓN CONCEPTUAL	DEFINICIÓN OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES	ESCALA DE MEDICION
VD: DISTRIBUCIÓN DE PRODUCTOS	El reparto de balones de gas es la acción y efecto de repartir recipientes contenedores de gas a los clientes.	Consiste en repartir los balones de gas de manera eficiente y en el tiempo correcto a los clientes (Dueño de la empresa)	Eficiencia	Distancia	ORDINAL
				Costo (combustible)	
				Tiempo (elaboración de la ruta)	ORDINAL

Anexo 3: Ficha para el indicador: “Distancia, tiempo y costo de recorrido” (Pre-Test)

FICHA DE REGISTRO			
INVESTIGADOR		Jorge Santiago Espinola Quipuzco	
AREA		DISTRIBUCIÓN	
MOTIVO DE INVESTIGACIÓN		Medir la eficiencia del recorrido	
N° CASO		Fecha:	
VARIABLE	INDICADOR	MEDIDA	
Distribución de productos	Distancia de la ruta	Metros (m)	
Fórmula para distancia			
$d = 2r \operatorname{arcsin} \left(\sqrt{\sin^2 \left(\frac{\phi_2 - \phi_1}{2} \right) + \cos(\phi_1) \cos(\phi_2) \sin^2 \left(\frac{\lambda_2 - \lambda_1}{2} \right)} \right)$			
Ruta de distribución			Distancia recorrida (m)
VARIABLE	INDICADOR	MEDIDA	
Distribución de productos	Tiempo de elaboración de ruta	Minutos (min)	
Hora inicio	Hora Fin	Fórmula para tiempo	Minutos (min)
		$tiempo = (hora\ fin - hora\ inicio)$	
VARIABLE	INDICADOR	MEDIDA	
Distribución de productos	Costo	Soles (S/)	
Rendimiento	Precio combustible	Fórmula costo de distribución	
10.7 litros(l) por 100 kilómetros (Km) con carga	11.49 soles (S/) por 1 Galón(g)	$Rendimiento = \left(\frac{10.7\ l}{100\ km * 1000} \right)$ $Precio = \left(\frac{S\ 11.49}{1g * 3.785\ l} \right)$ $Costo = distancia * Rendimiento * Precio$	
Costo de distribución:	S/		

Letra	Dirección	Punto GPS	Orden
Y	Juan zapa	32,25,14,15	
D			
R			
C			
V			
B			
N			
Q			
A			
Z			
W			
E			
T			
Y			
U			

Anexo 4: Matriz de validación de instrumento

INSTRUMENTO	VARIABLE	DIMENSIÓN	INDICADOR	DESCRIPCIÓN	CRITERIOS DE EVALUACIÓN				OBSERACIONES Y/O RECOMEDACIONES
					RELACIÓN ENTRE LA VARIABLE Y LA DIMENSIÓN		RELACIÓN ENTRE LA DIMENSIÓN Y EL INDICADOR		
					SI	NO	SI	NO	
<i>Ficha de registro Nro. 1</i>	VD: Distribución de productos	Eficiencia	<i>Distancia</i>	Distancia recorrida en ruta de distribución	X		X		
			<i>Costo (combustible)</i>	Costo de ruta de distribución	X		X		
		Tiempo	<i>Tiempo (elaboración de la ruta)</i>	Tiempo para elaborar ruta de distribución	X		X		

MATRIZ DE VALIDACION DE INSTRUMENTO

NOMBRE DE O LOS INSTRUMENTOS: Ficha de registro Nro. 1

OBJETIVO: Recolectar datos para asignar valores en las mediciones pre test y post test de los indicadores de la variable dependiente e independiente.

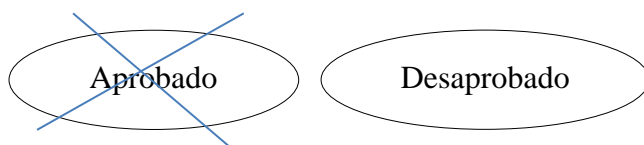
APELLIDOS Y NONBRES DEL EVALUADOR

Paul German Ávila Romero

GRADO ACADÉMICO DEL EVALUADOR

Ingeniero de Computación y Sistemas

VALORACIÓN



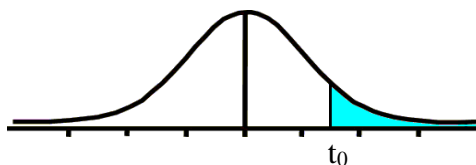
A handwritten signature in black ink, appearing to be "P. G. Ávila", written over a horizontal line.

FIRMA

DNI: _40055905_

Anexo 5: Tabla t Student

Tabla t-Student



Grados de libertad	0.25	0.1	0.05	0.025	0.01	0.005
1	1.0000	3.0777	6.3137	12.7062	31.8210	63.6559
2	0.8165	1.8856	2.9200	4.3027	6.9645	9.9250
3	0.7649	1.6377	2.3534	3.1824	4.5407	5.8408
4	0.7407	1.5332	2.1318	2.7765	3.7469	4.6041
5	0.7267	1.4759	2.0150	2.5706	3.3649	4.0321
6	0.7176	1.4398	1.9432	2.4469	3.1427	3.7074
7	0.7111	1.4149	1.8946	2.3646	2.9979	3.4995
8	0.7064	1.3968	1.8595	2.3060	2.8965	3.3554
9	0.7027	1.3830	1.8331	2.2622	2.8214	3.2498
10	0.6998	1.3722	1.8125	2.2281	2.7638	3.1693
11	0.6974	1.3634	1.7959	2.2010	2.7181	3.1058
12	0.6955	1.3562	1.7823	2.1788	2.6810	3.0545
13	0.6938	1.3502	1.7709	2.1604	2.6503	3.0123
14	0.6924	1.3450	1.7613	2.1448	2.6245	2.9768
15	0.6912	1.3406	1.7531	2.1315	2.6025	2.9467
16	0.6901	1.3368	1.7459	2.1199	2.5835	2.9208
17	0.6892	1.3334	1.7396	2.1098	2.5669	2.8982
18	0.6884	1.3304	1.7341	2.1009	2.5524	2.8784
19	0.6876	1.3277	1.7291	2.0930	2.5395	2.8609
20	0.6870	1.3253	1.7247	2.0860	2.5280	2.8453
21	0.6864	1.3232	1.7207	2.0796	2.5176	2.8314
22	0.6858	1.3212	1.7171	2.0739	2.5083	2.8188
23	0.6853	1.3195	1.7139	2.0687	2.4999	2.8073
24	0.6848	1.3178	1.7109	2.0639	2.4922	2.7970
25	0.6844	1.3163	1.7081	2.0595	2.4851	2.7874
26	0.6840	1.3150	1.7056	2.0555	2.4786	2.7787
27	0.6837	1.3137	1.7033	2.0518	2.4727	2.7707
28	0.6834	1.3125	1.7011	2.0484	2.4671	2.7633
29	0.6830	1.3114	1.6991	2.0452	2.4620	2.7564
30	0.6828	1.3104	1.6973	2.0423	2.4573	2.7500
31	0.6825	1.3095	1.6955	2.0395	2.4528	2.7440
32	0.6822	1.3086	1.6939	2.0369	2.4487	2.7385
33	0.6820	1.3077	1.6924	2.0345	2.4448	2.7333
34	0.6818	1.3070	1.6909	2.0322	2.4411	2.7284
35	0.6816	1.3062	1.6896	2.0301	2.4377	2.7238
36	0.6814	1.3055	1.6883	2.0281	2.4345	2.7195
37	0.6812	1.3049	1.6871	2.0262	2.4314	2.7154
38	0.6810	1.3042	1.6860	2.0244	2.4286	2.7116
39	0.6808	1.3036	1.6849	2.0227	2.4258	2.7079
40	0.6807	1.3031	1.6839	2.0211	2.4233	2.7045
41	0.6805	1.3025	1.6829	2.0195	2.4208	2.7012
42	0.6804	1.3020	1.6820	2.0181	2.4185	2.6981