UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA

"OPTIMIZACIÓN DE RUTAS DE UNIDADES DE DISTRIBUCIÓN APLICANDO REINFORCEMENT LEARNING: CASO LOS PIEROS SRL"

TESIS PRESENTADA POR EL BACHILLER:

MARCOS RUFINO MAMANI LAQUI

PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

INGENIERO DE SISTEMAS E INFORMÁTICA

MOQUEGUA – PERU

2020

08

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA
FEDATARIO

REPUBLICA DEL PERU

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA
CARRERA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA

ACTA DE SUSTENTACIÓN

El Jurado suscribiente ha calificado el trabajo de Tesis:

TITULADO: OPTIMIZACION DE RUTAS DE UNIDADES DE DISTRIBUCION APLICANDO REINFORCEMENT LEARNING: CASO LOS PIEROS SRL

PRESIDENTE: Mgr. HUGO EULER TITO CHURA

MIEMBROS: Mgr. CARLOS ALBERTO SILVA DELGADO

Mgr. VICTOR YANA MAMANI

ASESOR: Dr. ANIBAL FERNANDO FLORES GARCIA

PRESENTADO POR EL BACHILLER: MARCOS RUFINO MAMANI LAQUI

.....DE LA PROMOCIÓN: .....

CUYOS RESULTADOS HAN SIDO LOS SIGUIENTES: .....

CALIFICATIVO DEL TRABAJO: 14 (APROBADO)

CALIFICATIVO DE LA SUSTENTACIÓN: 14 (APROBADO)

CALIFICATIVO FINAL: 14 (APROBADO)

POR LO EXPUESTO, EL BACHILLER: MARCOS RUFINO MAMANI LAQUI

HA SIDO DECLARADO EXPEDITO PARA QUE SE LE CONFIERA EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

INGENIERO DE SISTEMAS E INFORMÁTICA

EN FE DE ELLO QUEDA ASENTADA LA PRESENTE ACTA

ILO, A LOS 30 DÍAS DE DICIEMBRE DE 2019

.....
Presidente

.....
Miembro

.....
Miembro

8

DEDICATORIA

El presente trabajo va dedicado a Dios, quien me guio por el camino correcto y estar presente en cada momento de mi vida, bendiciéndome y dándome fuerzas para continuar con mis metas trazadas. A mis padres y mis hermanos que, con su apoyo incondicional, amor y confianza permitieron que logre culminar mi carrera profesional.

Una dedicatoria especial para Srta. Leidy Velásquez quien ha sido fundamental a llevar a cabo este proyecto, por instarme a hacerlo posible y apoyarme en todo momento.

AGRADECIMIENTOS

A mis docentes de la Escuela de Ing. De Sistemas e Informática por la formación que me brindaron, en especial al Dr. Aníbal Flores por su apoyo como mi asesor de este presente trabajo.

Al Sr. Walter Quispe quien me brindo su tiempo para la recolección de información y realización del presente trabajo y los compañeros de trabajo por su colaboración.

RESUMEN

El trabajo que se presenta en el presente documento tiene por objeto el de optimizar las rutas de distribución de las unidades de la empresa Los Pieros SRL aplicando Reinforcement Learning. El aprendizaje por refuerzo tiene diversos algoritmos de los cuales se ha elegido el algoritmo Q-Learning que es propicio en la solución de problemas de distribución como es el caso de la presente investigación. Los resultados alcanzados por el algoritmo Q-Learning se comparan con otros algoritmos como el Algoritmo de los Vecinos Más Cercanos (Nearest Neighbors) y el de Colonia de Hormigas (Ant Colony) demostrando la superioridad del Q-Learning respecto a los puntos de venta alcanzados.

Palabras claves: optimizar, rutas de distribución, aprendizaje por refuerzo, puntos de venta

ABSTRACT

The work presented in this document is aimed at optimizing the unit distribution routes of the company Los Pieros SRL by applying Reinforcement Learning. Reinforcement learning has several algorithms from which the Q-Learning algorithm has been chosen, which is conducive to solving distribution problems, as is the case in the present research. The results achieved by the Q-Learning algorithm are compared with other algorithms such as the Nearest Neighbors Algorithm and the Colony of Ants (Ant Colony) demonstrating the superiority of Q-Learning over the sales positions achieved.

Keywords: optimizing, distribution routes, Reinforcement Learning, sales positions

INDICE

I. DESCRIPCIÓN Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA 1
1.1. Descripción de la realidad problemática 1
1.2. Formulación del problema 4
1.2.1. Interrogante general: 4
1.2.2. Interrogantes específicas: 4
1.3. Antecedentes 4
1.4. Objetivos 7
1.4.1. Objetivo general: 7
1.4.2. Objetivos específicos: 7
1.5. Justificación e Importancia 8
1.6. Hipótesis 9
1.6.1. Hipótesis General 9
1.6.2. Hipótesis Específicas: 9
Variables: 9
II. MARCO TEÓRICO 10
2.1. Bases teóricas sobre el tema de investigación: 10
2.1.1. Machine Learning: 10
2.1.2. Reinforcement Learning: 11
2.1.3. Q-Learning 13
2.1.4. Algoritmos de Optimización 16
2.1.5. Estructuración de datos 20
2.2. Definición de términos 22
III. MÉTODO 23
3.1. Tipo y Nivel de Investigación 23
3.2. Ámbito temporal y espacial 23
3.3. Población y muestra 24
3.4. Instrumentos 26
3.5. Procedimientos 27
IV. RESULTADOS 29
4.1. Recolección de datos: 29
4.2. Preparación de los Datos: 32
4.3. Modelado de Datos: 34
4.4. Aplicación del Algoritmo de Reinforcement Learning 36

4.5. Minimización de: Trabajo, Recorrido y Combustible 42
V. DISCUSIÓN DE RESULTADOS 45
VI. CONCLUSIONES 51
6.1.1. Conclusión general: 51
6.1.2. Conclusiones específicas: 51
VII. RECOMENDACIONES 52
REFERENCIAS. 53
ANEXOS 55

INDICE DE TABLAS

Tabla 1: Elementos para Q-Learning 14
Tabla 2 :Conjunto de Datos 29
Tabla 3: Atención de Clientes por Visita 31
Tabla 4: Descripción Estadística de los datos cuantitativos 32
Tabla 5: Datos modelados para Q-Learning 35
Tabla 6: Ruta generada por Q-Learning 41
Tabla 7:Reporte de Ruta - Salidas Lunes y Jueves 42
Tabla 8: Ruta de distribución generados por el algoritmo de nearest neighbor 47
Tabla 9: Ruta de Distribución generado por el algoritmo de AntColony 49

INDICE DE FIGURAS

Figura 1: Monitoreo por GPS" (SATELCOM, 2019) 2
Figura 2: Ruta Recorrida de Muestra Unidad B9J-830..... 2
Figura 3: Distancia Recorrida de la unidad B9J-830 3
Figura 4: Modelo de Reinforcement Learning 12
Figura 5: Pseudocódigo método Q-Learning..... 15
Figura 6: Ejemplo de cómo funciona el algoritmo de la colonia de hormigas. .. 16
Figura 7: Ejemplo de Algoritmo TSP 18
Figura 8: Representación del Modelo de Transporte 19
Figura 9: Ubicación Geográfica de los clientes de la empresa, segmentados por días de atención 20
Figura 10: Detalle Geográfico de los Clientes de los PIEROS SRL Base de Datos de los clientes de la Empresa 21
Figura 11: Programación de Ruta Transporte BJ9-830..... 21
Figura 12: Ubicación geográfica del Total de Clientes - Población 24
Figura 13: Total de Unidades de Distribución..... 24
Figura 14: Ubicación Geográfica de la Muestra 25
Figura 15: Unidad con la que se trabajó B9j-830 25
Figura 16: Lista de Cotejo 26
Figura 17: Distancia Recorrida 27
Figura 18: Una de las ficha de cotejo de visitas a los Puntos de Venta 30
Figura 19: Programación de Cargas 30
Figura 20: Código fuente para preparar los datos 33
Figura 21: Modelo de Reinforcement Learning 34
Figura 22: Código de Reinforcement Learning..... 36
Figura 23: Matriz Q, estados y acciones Q 37
Figura 24: Política Q-Learning..... 38
Figura 25: Resultados de Q-Learning 39
Figura 26: Mapa Generado por el Algoritmo de Q-Learning 40
Figura 27: Tiempo de Trabajo en Ruta..... 43
Figura 28: Mapa Generado por el Algoritmo de Nearest Neighbor 46
Figura 29: Mapa Generado por el Algoritmo de AntColony optimization..... 48

I. DESCRIPCIÓN Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

1.1. Descripción de la realidad problemática

En los últimos años una de las operaciones que ha tomado mayor relevancia en las organizaciones corresponde a la distribución, que ha medida del tiempo ha ido incrementado en complejidad, y la reducción de costos de distribución (combustible, kilometraje y mantenimiento en las unidades de transporte) se ha convertido en una necesidad para asegurar la competitividad y rentabilidad de las empresas. Así mismo, debe atenderse las exigencias de tiempos de entrega de los productos entre el cliente y el proveedor.

La optimización de las rutas de distribución es un problema latente, debido al crecimiento de las ciudades en las últimas décadas, generando “fenómenos de transporte”, la aparición de nuevos núcleos urbanos, se deben cambiar o añadir nuevas rutas de distribución y ello implica condiciones de sostenibilidad y presupuestos, lo cual no siempre es una tarea sencilla.

Por lo que, el problema mencionado está relacionado con los fenómenos de transporte que al resolverlo permitirá optimizar las rutas de distribución, será ventajoso en cualquier ámbito, especialmente en las empresas de rubro de transporte, cuyas pérdidas y ganancias se ven afectadas por la distribución óptima.

Cabe mencionar que actualmente la distribuidora de la marca COCACOLA – el CDA LOS PIEROS SRL no cuenta con un plan de rutas, la ruta es realizada por la experiencia de los choferes con los clientes, también se cuenta con un sistema de monitoreo de GPS, pero este es utilizado solo para medir los kilometrajes, excesos de velocidades y ubicación de las unidades.

En la Figura 01 Podemos observar la situación de las unidades por medio del Sistema de GPS, pero este solo se utiliza para ubicar a las unidades, no genera rutas óptimas para las unidades.

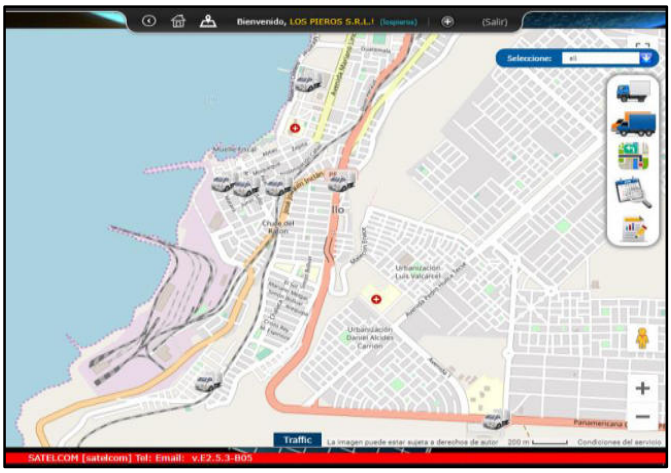


Figura 1: Monitoreo por GPS" (SATELCOM, 2019)

Fuente: Elaboración propia

En la Figura 02, Se visualiza el recorrido que realiza la unidad de Transporte de Placa: B9J-830, en un día determinado, y como se aprecia muchas veces esta vuelve por un mismo lugar perdiendo tiempo, combustible y recorriendo un mayor kilometraje.

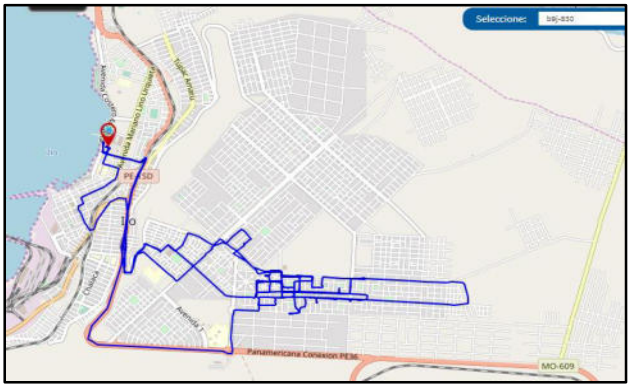


Figura 2: Ruta Recorrida de Muestra Unidad B9J-830

Fuente: Elaboración propia

En la Figura 03, vemos la distancia que recorre cada unidad de transporte, y lo que se quiere es minimizar el kilometraje ahorrando combustible, tiempo y el mismo desgaste de las unidades.



Reporte de distancias recorridas

Actualizar

Dispositivos: Todos

'06/06/2019 00:00:01' hasta '06/06/2019 23:59:01' [GMT-05:00]

#	Descripción dispositivo	Identificador dispositivo	Iniciales Km	Finales Km	Viajado Km	Fuel Start gal	Fuel End gal
1	[B9J-830]	b9j-830	16451	16484	34		
2	[B9J-842]	b9j-842	7227	7250	23		
3	[D9N-826]	d9n-826	8838	8872	34		
4	[D9N-827]	d9n-827	7297	7322	25		
5	[F8O-906]	f8o-906	9714	9738	24		
6	[Z3V-863]	z3v-863	15871	15909	38		
7	[Z5E-911]	z5e-911	4063	4063	0		

Figura 3: Distancia Recorrida de la unidad B9J-830

Fuente: Elaboración propia

La solución a la problemática descrita consiste en la implementación de un algoritmo basado en aprendizaje por refuerzo (Q-Learning) que permita obtener las rutas óptimas de distribución a partir de los registros históricos de recorrido de las unidades de la empresa distribuidora Los Pieros SRL.

Por lo descrito, es importante llevar a cabo el proyecto de investigación titulado “OPTIMIZACIÓN DE RUTAS DE UNIDADES DE DISTRIBUCIÓN APLICANDO REINFORCEMENT LEARNING: CASO LOS PIEROS SRL”

1.2. Formulación del problema

1.2.1. Interrogante general:

¿Se podrá optimizar las rutas de unidades de distribución aplicando Reinforcement Learning?

1.2.2. Interrogantes específicas:

a. ¿Se podrá aplicar el algoritmo Q-learning del Reinforcement Learning para optimizar las rutas de unidades de distribución de la empresa Los Pieros SRL?

b. ¿Cuál es la diferencia entre los resultados del algoritmo Q-Learning y otros similares?

1.3. Antecedentes

Optimization of commercial vehicle's distribution routes (Zhang Hao, Xu Shen-si, 2015)

En este trabajo los autores consideran el problema de las rutas de distribución de vehículos comerciales y al modo de transporte, así como a la confiabilidad del servicio, para ello proponen un modelo de optimización de distribución que considera el costo de transporte, el costo de tránsito y el costo de castigo. Luego aplican algoritmos genéticos para resolver el problema alcanzando resultados satisfactorios.

Robust Dynamic Multi-objetive Vehicle Routing Optimization Method (Yi-nan Guo, Jian Cheng, Sha Luo, Dunwei Gong, 2018)

En este trabajo los autores para el problema de rutas de distribución proponen un método de enrutamiento de vehículo robusto, multi-objetivo dinámico con dos fases. Donde se destacan tres aspectos (i)

Después de encontrar rutas virtuales sólidas óptimas para todos los clientes mediante la adopción de la optimización de enjambres de múltiples objetivos en la primera fase, las rutas estáticas de vehículos para clientes estáticos se forman al eliminar a todos los clientes dinámicos de rutas virtuales sólidas en la siguiente fase (ii) Los clientes que aparecieron dinámicamente se agregaron para ser atendidos de acuerdo con su tiempo de servicio y los estados de los vehículos.

La optimización global del enrutamiento de vehículos se activa solo cuando no se pueden encontrar ubicaciones adecuadas para clientes dinámicos. (iii)

Se da una métrica que mide la robustez de los algoritmos. Los resultados estadísticos indicaron que las rutas obtenidas por el método propuesto tienen mejor estabilidad y robustez, pero pueden ser subóptimas. Además, se evita la optimización de enrutamiento de vehículos global que consume mucho tiempo a medida que aparecen los clientes dinámicos.

Optimización del sistema de transporte por medio de aprendizaje por refuerzo (Martínez, 2018).

El Sistema de Movilidad (SM1) de la Ciudad de México tiene rutas y paradas predefinidas, pero los horarios son controlados por operadores humanos.
Los operadores controlan los horarios de salida en base a las condiciones tales como tráfico y condiciones climáticas.
Un sistema construido para recomendar tiempos de salida de manera automática por medio de un modelo de machine learning y un agente de aprendizaje reforzado (reinforcement learning).
El modelo provee un mecanismo para simular recorridos, mientras el agente aprende de dichas simulaciones para determinar el mejor momento para enviar a cada camión.

El VRP (Vehicle Routing Problem (Bermeo Muñoz, 2009).

Es una técnica para asignar rutas de transporte a una serie de vehículos que deben entregar mercancía definida, y reemplaza las técnicas actuales que se rigen por la experiencia y que están siendo utilizadas por las organizaciones. Con la implementación de esta técnica podrían optimizar la planeación de la estrategia competitiva y a su vez analizar y dar soluciones a los requerimientos de los clientes con un mínimo costo.

La característica más importante de utilizar simulación es la evaluación de alternativas operativas (escenarios) mediante las técnicas de simulación que permiten recrear la actividad actual de cualquier organización y tomar decisiones no tan apresuradamente, como suele hacerse.

Los ahorros de la simulación se comprueban al identificar y eliminar problemas e ineficiencias que no podrían ser detectadas antes de la implementación, reduce costos al eliminar sobre diseños y factores excesivos de seguridad que son añadidos cuando algunos proyectos son inciertos.

Modelo de optimización de programación de rutas para una empresa logística usando herramientas FSMVRPTW (Reyes Morales, 2016).

Las actividades de programación de rutas de transporte de empresas logísticas en el Perú son de especial relevancia dentro de los servicios que brindan. La empresa en la actualidad utiliza el ERP SAP Business One v9.1 como plataforma tecnológica de soporte a sus operaciones en especial a los procesos de la cadena de valor.

Dentro de estos procesos se tiene el proceso de delivery el cual se encarga entre otras actividades de realizar la programación de rutas de transporte para las entregas de los pedidos de los clientes en todo el territorio nacional y en especial en Lima Metropolitana; en esta última que se tiene una alta complejidad para la atención de los

pedidos por las diversas restricciones a cumplir y por no contar con una herramienta adecuada dejando dicha actividad a la decisión del programador de rutas según su experiencia.

Con herramientas como FSMVRPTW (Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problem with Time Windows) se logró encontrar ahorros significativos empleando una base de conocimientos, herramientas informáticas y de investigación de operaciones.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo general:

Optimizar las rutas de unidades de distribución de la empresa Los Pieros SRL aplicando Reinforcement Learning

1.4.2. Objetivos específicos:

a. Aplicar el algoritmo Q-Learning del Reinforcement Learning para obtener las rutas óptimas de las unidades de distribución de la empresa Los Pieros SRL.

b. Comparar los resultados del algoritmo Q-Learning respecto a otros algoritmos.

1.5. Justificación e Importancia

El presente trabajo se realizará con la intención de mejorar la distribución de productos a los clientes mediante la optimización de rutas haciendo uso del algoritmo Q-Learning del Aprendizaje por Refuerzo (Reinforcement Learning).

Es muy importante para la empresa Los Pieros SRL contar con el resultado de esta investigación ya que permitirá ahorrar un gran esfuerzo al definir las rutas, hacerlo mediante algún método manual requeriría de más tiempo y el resultado probablemente no sería el más óptimo.

Por otro lado, tener una ruta optima también será beneficioso para los clientes ya que esto permitirá que los productos se entreguen de manera oportuna de sus pedidos. Así mismo, la empresa de distribución se verá muy beneficiada en aspectos de ahorro de combustible, mantenimiento y kilometraje de las unidades, los trabajadores del reparto (conductores y ayudantes del reparto), reducción del tiempo de trabajo de campo.

1.6. Hipótesis

1.6.1. Hipótesis General

Se puede determinar las rutas óptimas de unidades de distribución aplicando Reinforcement Learning

1.6.2. Hipótesis Específicas:

a. El algoritmo Q-Learning permite encontrar las rutas óptimas de distribución para las unidades de la empresa Los Pieros SRL.

b. Los resultados del algoritmo Q-Learning son mejores respecto a los obtenidos por otros algoritmos.

Variables:

Variable Independiente:

Reinforcement Learning (RL)

Variable Dependiente:

Optimización de las rutas de unidades

II. MARCO TEÓRICO

En este capítulo se discuten las definiciones, conceptos y fundamentos teóricos de elementos fundamentales en los que se basa esta investigación:

2.1. Bases teóricas sobre el tema de investigación:

2.1.1. Machine Learning:

se refiere, a un amplio espectro de situaciones en las cuales el aprendiz incrementa su conocimiento o sus habilidades para cumplir una tarea. El aprendizaje aplica inferencias a determinada información para construir una representación apropiada de algún aspecto relevante de la realidad o de algún proceso (Antonio Moreno, 2000)

Los algoritmos de ML pretenden que las computadoras aprendan a tomar decisiones sin la necesidad de ser programadas explícitamente. Es por ello que hoy en día podemos escuchar acerca de autos de conducción autónoma, agentes virtuales de atención al cliente (chatbots), sistemas de recomendación y recolección de datos (Netflix, Google, Facebook). (Luna Gonzales, 2018)

Dependiendo de la necesidad de un problema, el ambiente en el que se desenvuelve y los factores que afectan la toma de decisión podemos encontrar distintos tipos de algoritmos, en caso de este problema el que mejor se adapta es Reinforcement Learning o Aprendizaje por refuerzo:

2.1.2. Reinforcement Learning:

El aprendizaje por refuerzo es uno de los tres paradigmas básicos de aprendizaje automático, junto con el aprendizaje supervisado y el aprendizaje no supervisado.

Es un área del aprendizaje automático que se ocupa de cómo los agentes de software deben tomar medidas en un entorno para maximizar la noción de recompensa acumulada.

Es aprender qué acción tomar dada una situación determinada con el objetivo de maximizar una señal numérica de recompensa que da la medida de cuán buena fue la acción elegida por el agente.

En el paradigma del RL un agente se conecta a su ambiente mediante la percepción y acción, como lo descrito en la Figura 4. En cada paso de la interacción, el agente percibe el estado actual “s” de su ambiente y selecciona una acción “a” para cambiar este estado. Esta transición genera una señal de refuerzo “r”, que es recibida por el agente.

La tarea del agente es aprender una política de elección de acciones en cada estado, que le posibilite recibir un número máximo de recompensas acumuladas. Los métodos del aprendizaje reforzado exploran el ambiente todo el tiempo para obtener una política deseada (NowéIII, Martínez-Jiménez, & Fonseca-Reyna, 2017)

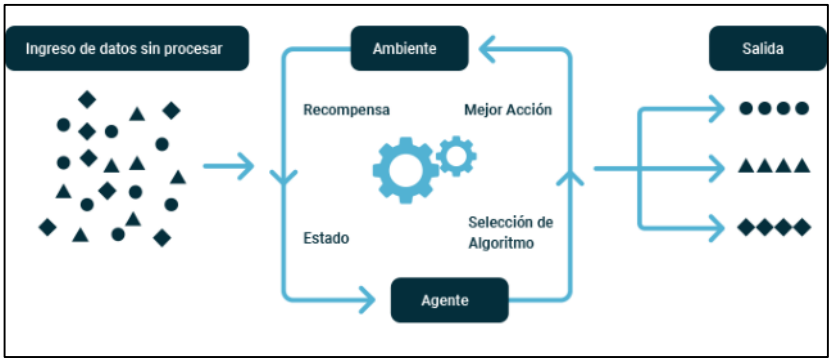


Figura 4: Modelo de Reinforcement Learning

Fuente: (Rodriguez, 2018)

De manera formal, el modelo básico de RL consiste en:

- Un conjunto de estados del ambiente S.
- Un conjunto de acciones A.
- Un conjunto de "recompensas" en R.
- Una función de transición T.

EL modelo matemático de Reinforcement Learning esta basado en la Ecuación de Bellman

$$V(s) = max_a(R(s,a) + \gamma . V(s'))$$

Para el problema de optimización estocástica secuencial, como el problema que se resolverá en este proyecto, es necesario utilizar las cadenas de Markov (MDP), y modificar la ecuación incial de bellman, esto hace que la ecuación de bellman, deja de tener un valor determinista, y pasa a ser un proceso estocástico o probabilístico, donde nuestro agente podrá tomar decisiones.

$$V(s) = max_a(R(s,a) + \gamma . \sum_{s'} P(s,a,s') . V(s'))$$

2.1.3. Q-Learning

Es una técnica de aprendizaje por refuerzo utilizada en aprendizaje automático, ell objetivo del Q-learning es aprender una serie de pasos que el agente debe seguir bajo unas situaciones determinadas.
Q-learning no requiere un modelo del entorno y puede manejar problemas con transiciones estocásticas y recompensas sin requerir adaptaciones.

La idea general dentro de este modelo, es tener un agente conectado a algo que denominaremos el ambiente vía percepción y acción. En cada paso del tiempo t, el agente recibe como entrada desde el ambiente una indicación del estado actual s del ambiente, y selecciona una acción a disponible en el estado s, La acción generada por el agente cambia el estado del ambiente, el cual responde un paso del tiempo después con una indicación del nuevo estado del ambiente y una señal de recompensa inmediata r, por la acción tomada previamente, en la Figura 4 visualizamos el modelo de aprendizaje este realiza varias iteraciones,

Si los objetivos del agente están definidos por la función de recompensa inmediata, la tarea del agente se reduce a encontrar un comportamiento que le permita decidir en cada estado, que acciones tomar para maximizar los valores de la señal de recompensa acumulados a lo largo del tiempo.

Cuando las respuestas del ambiente a una acción del agente, dependen sólo del estado en que se encontraba y de la acción tomada, sin influencias de los estados del ambiente y las acciones del agente previas, el ambiente y la tarea en su conjunto se dice que satisfacen la propiedad Markov, y pueden ser definidas formalmente como un MDP que consiste de:

Tabla 1: Elementos para Q-Learning

Markov Decision Processes
un conjunto de estados posibles S
un conjunto de acciones posibles A
las dinámicas de un paso del ambiente, dadas por:
Las probabilidades de transición P(s,a,s')
$$\boldsymbol{P(s,a,s') = Pr\{s_{t+1} = s' : s_t = s, a_t = a\}}$$
∗ Las recompensas esperadas R(s,a,s')
$$\boldsymbol{R(s,a,s') = E\{r_{t+1} : s_t = s, a_t = a,\ s_{t+1} = s'\}^2}$$

definidos para todo: s, s' ∈ S y a ∈ A(s), donde A(s) es el conjunto de acciones válidas en s, y la solución de este MDP se reduce a encontrar una política.

Que en cada paso del tiempo t, elige la acción $\boldsymbol{a_t}$ que maximiza la suma descontada de las recompensas

acumuladas en el futuro, denominada retorno descontado $\boldsymbol{R_t}$, y definido formalmente como:

$$\boldsymbol{R_t = r_{t+1} + \gamma . r_{t+2} + \gamma . r_{t+3} + \ldots = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1}}$$

donde $\boldsymbol{0 \leq \gamma \leq 1}$, recibe el nombre de factor de descuento, evaluamos las recompensas recibidas anteriormente con un valor mayor que las recibidas posteriormente (reflejando el valor de un "buen inicio").

El algoritmo, por tanto, tiene una función que calcula la calidad de una combinación estado-acción:

$$Q: SxA \rightarrow \mathbb{R}$$

Antes que comience el aprendizaje, Q se inicializa a un valor arbitrario constante (escogido por el programador). Después, en cada tiempo t, el agente selecciona una acción a_t, observa una

recompensa r_t, introduce un estado nuevo s_{t+1}, (Que depende del estado anterior s_t y de la acción seleccionada), y Q se actualiza.

El núcleo del algoritmo es una actualización del valor de la iteración simple, haciendo la media ponderada del valor antiguo y la información nueva:

$$Q(s,a) = R(s,a) + \gamma . \sum_{s_{t+1}} P(s,a,s_{t+1}) . V(s_{t+1})$$

Para saber el valor del estado actual s, a partir de Q se determina por medio de esta ecuación:

$$V(s) = max_a Q(s,a)$$

En la ecuación $Q(s,a)$, haremos que se una ecuación recursiva usando la segunda ecuación,

$$Q(s,a) = R(s,a) + \gamma . \sum_{s_{t+1}} P(s,a,s_{t+1}) . max_a Q(s_{t+1}, a_{t+1})$$

Esto nos ayudara a que el agente pueda saber cuál es el valor del estado actual, y también saber Q de manera diferente.

```
1  Inicializar (con 0's o valores aleatorios) Q(s,a) para todo s ∈ S y para todo a ∈ A(s)
2  Repetir (por cada episodio)
3        Inicializar s
4        Repetir (por cada paso del episodio):
5              Elegir a desde s usando una política derivada desde Q (p. ej. ∈-greedy)
6              Ejecutar acción a, observar estado resultante s' y reward r.
7              Q(s,a) ← Q(s,a) + α[r + γ max_a Q(s',a') - Q(s,a)]
8              s ← s';
9        hasta que s es terminal
```

Figura 5: Pseudocódigo método Q-Learning

Fuente: (Marcela Printista, Errecalde, & Montoya, 2000)

A medida que el agente se mueve hacia adelante desde un viejo estado a uno nuevo, Q-Learning propaga las estimaciones de Q hacia atrás desde el nuevo estado al viejo.

Si bien el ciclo de Q-Learning se realiza infinitamente en teoría, en la práctica el aprendizaje se realiza por episodios (o trials), donde cada episodio comienza en un cierto estado inicial hasta alcanzar alguna condición definida por el diseñador del sistema de learning

(como, por ejemplo: llegar al estado objetivo, alcanzar un estado absorbente, superar un número máximo de iteraciones, etc.).

2.1.4. Algoritmos de Optimización

En esta parte describiremos algunos algoritmos de optimización:

a. Algoritmo de ant colony optimization

Consiste en procedimientos estocásticos que construyen soluciones simulando las tareas de las hormigas reales en su búsqueda de alimentos.

Está inspirado en el depósito de feromona realizado en el camino, que luego es utilizado para reflejar la experiencia adquirida en la búsqueda de la solución.

El conjunto de hormigas cooperará en la búsqueda de la solución.

Esta cooperación es la base para la obtención de soluciones de alta calidad, ya que una hormiga por sí sola obtiene soluciones pobres, producto de su visión casi nula. Una colonia de hormigas se mueve de manera estocástica en función de dos componentes: i. la información específica del problema y ii. los rastros de feromona existentes en ese momento.

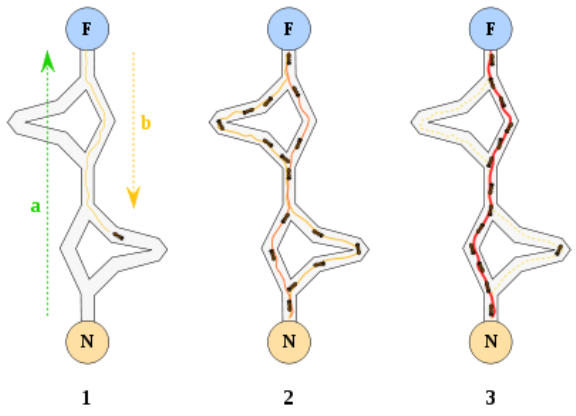


Figura 6: Ejemplo de cómo funciona el algoritmo de la colonia de hormigas.

Fuente: (WIKIPEDIA, 2013)

La idea original proviene de la observación de la explotación de los recursos alimentarios entre hormigas, en el que las habilidades cognitivas de las hormigas son individualmente limitadas y en conjunto son capaces de buscar el menor camino existente entre la fuente de comida y su nido o colonia.

- La primera hormiga encuentra la fuente de alimentos (F) a través de cualquier camino (a), entonces retorna a la colonia (N), dejando tras sí un rastro de feromonas;
- Las hormigas indiscriminadamente siguen cuatro caminos posibles, pero el fortalecimiento de la pista hace más atractivo la ruta más corta;
- Las hormigas toman la ruta más corta y largas porciones de otras rutas empiezan a perder su rastro de feromonas.

En una serie de experimentos en una colonia de hormigas donde existe la elección de dos rutas de distancias diferentes que llevan hasta la fuente de comida

b. Algoritmo de nearest neighbor

El problema del viajante de comercio (TSP) trata de, dada una lista de ciudades, buscar cuál es el camino más corto para visitar cada una de dichas posiciones exactamente una vez y volver al punto de origen.

Este problema se categoriza como NP-hard y ha sido profusamente estudiado en el campo de la investigación operativa, existiendo multitud de métodos y heurísticas exactas. No obstante, al pertenecer a la clase de problemas NP-completos, es probable que el tiempo de funcionamiento

para cualquier algoritmo aumente exponencialmente con el número de ciudades.

El problema del TSP tiene amplias aplicaciones más allá de la logística y además múltiples variantes al aplicarse limitaciones adiciones.

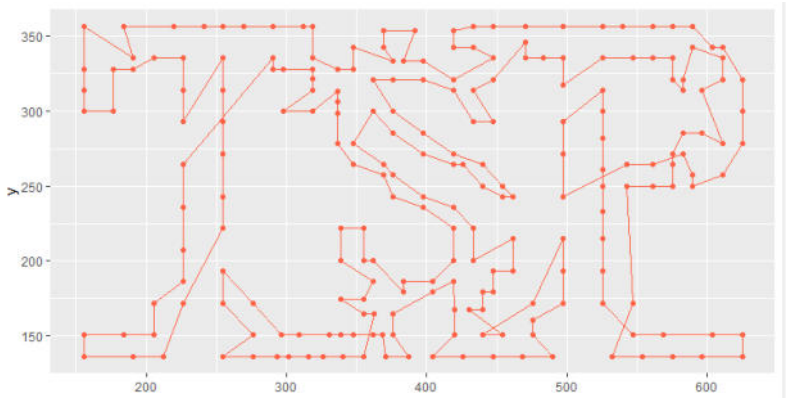


Figura 7: Ejemplo de Algoritmo TSP

Fuente: Elaboración Propia

c. Algoritmo de Transporte

El algoritmo de transporte es una técnica matemática de optimización, consistente en transportar bienes materiales desde diferentes puntos u orígenes a distintos puntos de llegada o destinos, a un costo mínimo.

El método de transporte es un caso particular de la programación lineal y una variante simplificada del algoritmo simplex correspondientes a sus propios algoritmos de solución (esquina NW o extremo norte occidental, matriz mínima, algoritmo de Vogel y el algoritmo de Russell entre las principales). Todos los coeficientes relacionados a las variables de la estructura matemática del modelo son iguales a la unidad; además, las exigencias por fila y las exigencias por columna llamadas ambas restricciones, siempre están expresadas en forma de ecuaciones (igualdades). (Taha , 2012)

Para la representación gráfica del algoritmo de transporte, se considera el caso de m orígenes y n destinos, ver figura 06.

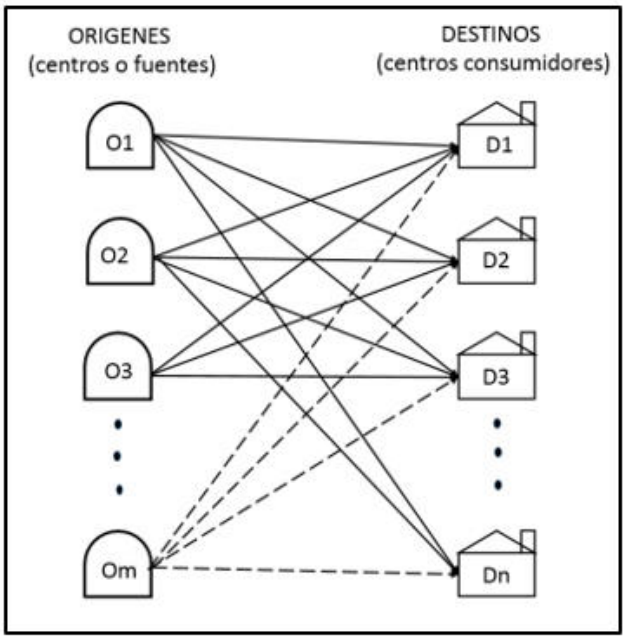


Figura 8: Representación del Modelo de Transporte

FUENTE: (Taha , 2012)

Como el algoritmo de trasporte consiste en minimizar los costos, la estructura es como sigue.

$$Min\ Z = \sum_{i=1}^{m} \sum_{i=j}^{n} C_{ij} X_{ij}$$

Condicionados a:

$$\sum_{j=1}^{n} X_{ij} = a_i\ , i = 1, \dots, m$$

$$\sum_{i=1}^{m} X_{ij} = b_j\ , j = 1, \dots, n$$

Los pasos básicos del algoritmo de transporte son exactamente iguales a los del método simplex. Sin embargo, en lugar de utilizar la tabla simplex regular, aprovechamos la estructura especial del modelo de transporte para organizar los cálculos en una forma más conveniente (Taha , 2012)

2.1.5. Estructuración de datos

Para poder hacer uso de los es necesario tener estructura la información y determinar los datos necesarios para realizar las pruebas.

Para poder realizar la estructuración de los datos, se determinó las siguientes variables: Ubicación Geográfica del Cliente (Coordenadas: latitud y longitud), Cantidad de cajas de entrega, tiempo de entrega por cliente y el transporte de distribución.

En la figura 7 podemos visualizar la ubicación de los clientes, en base a sus coordenadas, están divididos en 3 segmentos, cada segmento es atendió cada día.

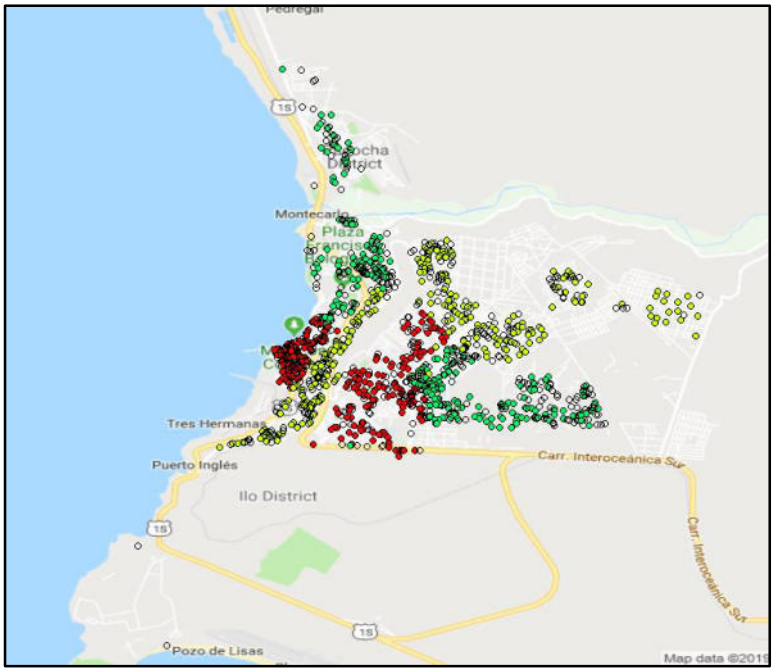


Figura 9: Ubicación Geográfica de los clientes de la empresa, segmentados por días de atención

Fuente: Elaboración Propia – RSTUDIO

A partir del mapa de la provincia de Ilo, y haciendo uso de la herramienta de google earth, se hizo la localización de las coordenadas de los clientes. Ver figura 08

NOM_DIS	LOCA	CDCLI	NOMBRE	DIRECCION	RUTA	SEG	LATITUI	LONGITU
ILO	70	525282	ENGIE ENERGIA PERU S.A.	CT.COSTANERA SUR KM.25	X1	006	-17.6760160	-71.3647460
ILO	70	623966	DAMIAN OCEDO MAXIMA	A.H.LAS GARDENIAS O-16	X1	006	-17.6536660	-71.3261360
ILO	70	623967	CONDORI CONDORI SOFIA	AH.CIRCUNV. CUAJONE U -16	X1	006	-17.6367050	-71.3328160
ILO	70	624113	RAMOS MAMANI LORENZA	A.H.V. PROGRESO MZ.10 LT.14	X1	006	-17.6513900	-71.3142350
ILO	70	625125	COOP.DE AH.Y CRED.ILO LTDA	AV. MINERIA S/N CIUDAD NVA	X1	001	-17.6118760	-71.3409970
ILO	70	652782	CORPORACION PANASERVICE SAC .	C.URB.DE ILO CA.LOS CIPRESES 2	X1	013	-17.6145060	-71.3362820
ILO	70	764907	SERGESUR EIRL	CAL.MIRAVE 427	X1	011	-17.6461460	-71.3455960
ILO	70	980556	CCARITA HILAHUANCCO, JOSE	MODULO 5 PLAYA POZO DE LIZAS	X1	011	-17.6917590	-71.3609880
ILO	70	1075603	V & D S.R.L.	MZ.F LT.2 URB.LOS OLIVOS	X1	001	-17.6072300	-71.3336630
ILO	70	1096263	UNIVERSIDAD JOSE CARLOS M.	PMV PAMPA INAL.SEC.2 MZ-A LT17	X1	001	-17.6580820	-71.3327930
ILO	70	1096865	MENDOZA ESCARCENA AURELIA FLOR	PJ MIRAMAR MZ. E LT. 29	X1	001	-17.6311380	-71.3363530
ILO	70	1113717	TAWA CONSULTING S.A.C.	AV. PERSHING 465 INT 201	X1	011	-17.658016°	-71.350774°
ILO	70	1115794	SOLMINCO PERU S.A.C.	CA. CANADA 100 DPTO. 302	X1	011	-17.633172°	-71.337291°
ILO	70	1139736	GUTIERREZ APAZA NILDA ELIZABET	URB. ARENAL MZ. LT. 33	X1	011	-17.647327°	-71.341285°
ILO	70	1552422	V&D SRL	URB. LOS OLIVOS MZ F LT2	X1	001	-17.6072300	-71.3336630
ILO	70	8070608	CLUB DEPORTIVO LAS LOMAS	PAMPA CALICHE S N	X1	016	-17.5706320	-71.3473940
ILO	70	8071200	CHURACUTIPA CHINO MARIA	LOS ANGELES M 28 L 11	X1	006	-17.6556660	-71.3137020
ILO	70	8071270	ARAZOLA MAMANI ROSA	VILLA PROGRESO M 26 L 15	X1	006	-17.6501110	-71.3159430
ILO	70	555990	TUPA CACERES JUANA	HOSPITAL KENNEDY	Z1	001	-17.6418950	-71.3429410
ILO	70	555991	MARIN ARCE JULIA	HOSPITAL KENNEDY	Z1	001	-17.6421310	-71.3430170
ILO	70	555992	QUECARA SUCASACA ALEJANDRINA	JR. AYACUCHO / CALLE MOQUEGUA	Z1	001	-17.6452140	-71.3444490
ILO	70	555995	PARI CHINO PETRONILA	JR.ILO / MATARA	Z1	001	-17.6473700	-71.3461440

Figura 10: Detalle Geográfico de los Clientes de los PIEROS SRL Base de Datos de los clientes de la Empresa

La programación de rutas nos indica los clientes que se tiene que visitar, el tiempo aproximado que debe tardar la atención en cada punto, las cajas físicas que pide cada cliente, la fecha, y sus ubicaciones geográficas, cabe mencionar que para este caso solo se trabajó con la unidad de Transporte B9J-830 ver Figura 9

CDVEH	CAJAS	HORA	PESOK	VOLUM	CODQ	CDCLI	NORSO	DSDIR	CAUNI	LONGITUD	LATITUD	FECHA
B9J830	18,71	0,20258	273,73774	26,831	C001	8071015	LIDIA ANCOTA AROCUTIPA	TREN AL SUR R 10	37,4033	-71,326187	-17,65604	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	14,33	0,16608	182,6022	17,55218	C002	0826090	LUZMARINA ROSI MAMANI CALLOMAM	NUEVA VICTORIA MZA. 8 LOTE 24	21,3291	-71,32368	-17,65313	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	12,22	0,1485	175,70196	18,74624	C003	0757963	CALCINA MALDONADO ANDREA	INT. LATINOAMERICANA Y -30	20,4108	-71,32726	-17,653832	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	15,16	0,173	173,00592	5,43334	C004	1517933	ROQUE TANCARA ELENA MARIZOL	INT. LATINOAMERICANA MZ S LT32	4,8078	-71,325882	-17,653653	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	20,66	0,21883	155,0872	18,95538	C005	1210947	COAGUILLA MAAMNI CARMEN SONIA	NUEVA VICTORIA MZ 2 LT14	20,7692	-71,32468	-17,65572	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	8	0,11333	151,3824	15,79908	C006	0690548	ARENAS LAURA JULIET M.	AH.NUEVA VICTORIA MZ.7 LT.7	17,6308	-71,32323	-17,65408	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	8,16	0,11467	137,3894	13,3124	C007	8071123	MARIA MAYTA HUARICAYO	NUEVA VICTORIA MZ 18 LT 12	16,3884	-71,319391	-17,655836	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	8,4	0,11667	126,73344	11,3702	C008	8071032	ELIZABETH CALCINA MALDONADO	INTEGR.LATINOAMERICANA Y-23	12,0575	-71,326144	-17,653339	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	11	0,13833	120,0613	12,52398	C009	8071010	FILOMENO CUTIPA RAMOS	TREN AL SUR P 16	14,0223	-71,327373	-17,655498	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	7,3	0,1075	103,5142	8,68372	C010	0802608	CONDORI FERNANDEZ RAYNILDA	A.H.NUEVA VICTORIA MZ.25 LT.14	7,3799	-71,317958	-17,655907	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	7	0,105	101,5998	10,9385	C011	8071038	FRAQUITA QUISPE MARIA LUZ	INTEGRACION LATINOAMERIC.Y-29	9,7714	-71,327325	-17,654548	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	5,5	0,0925	85,3582	9,05509	C012	0884270	MAMANI AROCUTIPA EDWIN GUIDO	MZ.18 LT.14 A.H. NVA VICTORIA	9,8625	-71,320072	-17,65626	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	5,7	0,09417	77,0036	6,52713	C013	1131812	RIVERA ROMERO ELENA MILAGROS	NUEVA VICTORIA MZ. 23 LT. 13	7,7621	-71,320202	-17,654781	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	4,5	0,08417	74,2202	7,672	C014	0690549	SALINAS HURTADO HAIDI S.	AH.NUEVA VICTORIA MZ.7 LT.19	6,0508	-71,32368	-17,6541	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	3,62	0,07683	63,089	6,535	C015	8071022	JULIO RAFAEL TUMPI	NUEVA VICTORIA MZ 5 LT 2	5,3024	-71,32409	-17,65308	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	6,2	0,09833	60,45	5,766	C016	0761775	LOPEZ HUANCA JOSEFINA	AH.NUEVA VICTORIA MZ. 14 LT.1	10,2368	-71,32163	-17,65552	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	4,62	0,08517	58,63222	7,1725	C017	1099699	CHAVEZ YUCRA JOSE	NUEVA VICTORIA MZ-6 LT-11	7,89	-71,323782	-17,653231	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	16,66	0,1855	55,29936	6,3686	C018	0821883	SILVA GRIETA JOSEFINA	MZ T LT 2 A.H LAS GARDENIAS	8,7012	-71,324953	-17,654343	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	3	0,07167	50,2916	5,835	C019	0894064	DELGADO CHARAPA VIOLETA	LOS ANGELES MZ 79 LTE. 14	6,5699	-71,318366	-17,657313	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	5,62	0,0935	49,96822	6,07472	C020	8071033	CECILIA PACO SINTICALA	INTEGR.LATINOAMERICANA Y-38	5,2372	-71,32649	-17,653661	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	2,75	0,06958	42,7814	5,125	C021	1553862	MAMANI APAZA JUAN DE DIOS H.	TREN AL SUR MZ R LT 6	4,51	-71,325666	-17,655658	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	3	0,07167	38,5608	6	C022	0501785	HUANCA CALLATA HILDA	URB.LAS BRISAS MZ.84 LT.7	2,4348	-71,319417	-17,657068	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	2	0,06333	38,2	3,39	C023	8071021	MARIA MAMANI MAYTA	NUEVA VICTORIA MZ 8 LT 19	4,491	-71,323736	-17,653489	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	3,5	0,07583	36,256	3,565	C024	0681696	MANCHEGO QUISPE RAFAEL	AH.NUEVA VICTORIA MZ10 LT6	5,1514	-71,320893	-17,655831	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	1,33	0,05775	35,74657	3,325	C025	8071030	MARIO VALDIVIA ALZAMORA	INTEGR.LATINOAMERICANA S-60	2,8178	-71,325565	-17,65365	jueves, 18 de julio de 2019
B9J830	2,16	0,06467	31,452	3,0024	C026	1063902	ARPI MAMANI NEVIS	NUEVA VICTORIA MZ.06 LTE.12	5,1514	-71,322212	-17,652426	jueves, 18 de julio de 2019

Figura 11: Programación de Ruta Transporte BJ9-830

Fuente: Sistema BASIS de Arca-Continental

2.2. Definición de términos

- Factor de Descuento: El factor de descuento γ determina la importancia de recompensas futuras. Un factor de 0 hará que el agente sea "miope" (o corto de miras) por considerar únicamente las recompensas actuales, r_t mientras que un factor que se acerca a 1 hará que luche por una recompensa alta a largo plazo.
- Política**,** Es estocástica. Donde el agente puede tomar decisiones en base a un modelo probabilístico como son los procesos de Markov.
- Plan**:** Es determinista, el agente tiene que seguir las instrucciones al pie de la letra los otros algoritmos de optimización mencionados.
- Grafo**:** Representación simbólica de los elementos constituidos de un sistema o conjunto, mediante esquemas gráficos.
- Pseudocódigo**:** es una descripción de alto nivel compacta e informal del principio operativo de un programa informático u otro algoritmo.
- Ruta**:** Itinerario para el viaje para desplazarse de un punto a otro
- RL**=** reinforcement learning

III. MÉTODO

3.1. Tipo y Nivel de Investigación.

El tipo de investigación es tecnológico porque se pretende optimizar el proceso de distribución de las unidades de los PIEROS SRL haciendo uso del Reinforcement learning y el nivel es aplicativo porque se hará más eficiente el plan de ruta.

El diseño de Investigación

X O

Donde:

- X es la variable independiente(RL)
- O es la observación que se realiza después de la aplicación de la variable independiente (Ruta de Distribución)

3.2. Ámbito temporal y espacial

Ámbito Temporal.

Los datos que serán considerados para la realización del trabajo de investigación propuesto serán enmarcados desde junio del 2019 hasta la culminación del proyecto considerando únicamente las rutas de distribución de los días lunes y jueves del transporte de placa: b9j-842.

Ámbito Espacial.

El presente trabajo se desarrolla en las zonas de Nueva Victoria, Las Brisas, Los Ángeles de la Provincia de Ilo, Departamento de Moquegua, destacar que será un modelo de prototipo puesto que la solución a este tipo de problemas se puede aplicar a cualquier empresa dedica a la distribución.

3.3. Población y muestra

La Población:

La población motivo de esta investigación está conformada por el total de clientes de la empresa conformado por 1659 clientes y 7 Unidades de Reparto

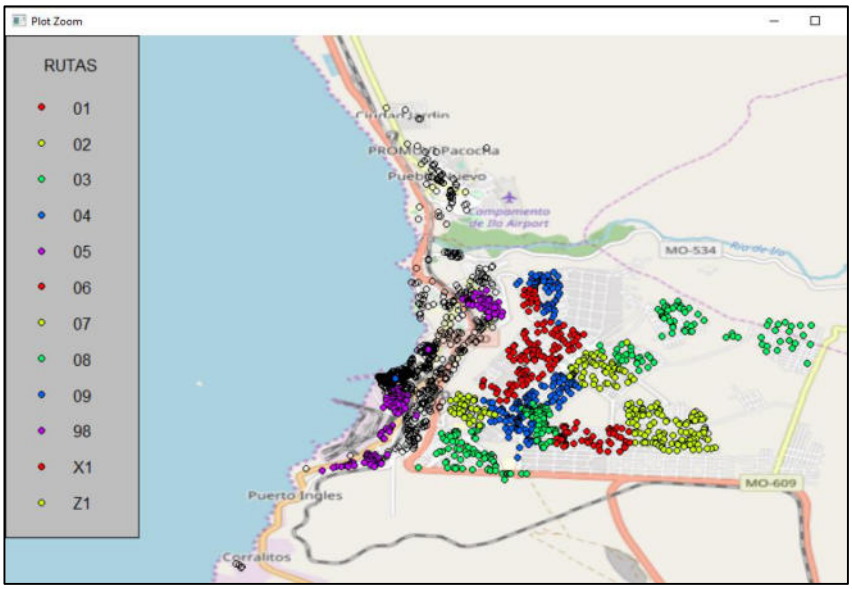


Figura 12: Ubicación geográfica del Total de Clientes - Población

Fuente: Elaboración Propia

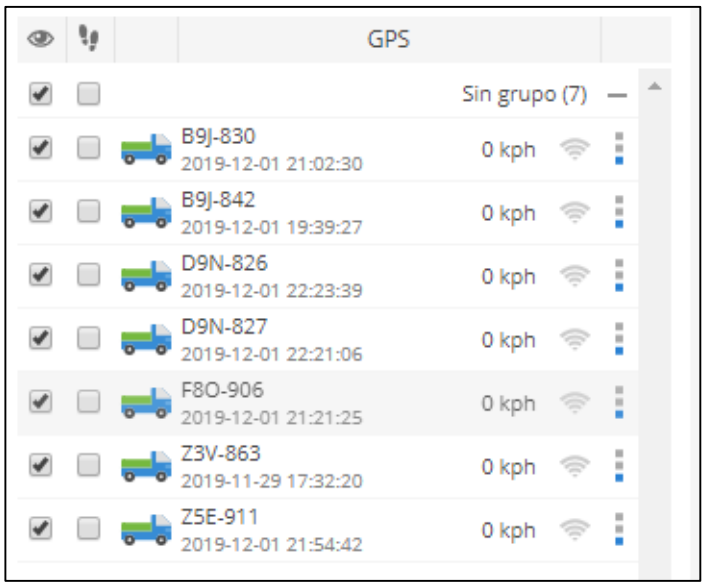


Figura 13: Total de Unidades de Distribución

Fuente: (SATELCOM, 2019)

Muestra:

Se utilizará los clientes que atiende la unidad B9J-842, los días lunes y jueves de la semana que lo conforman 60 clientes.

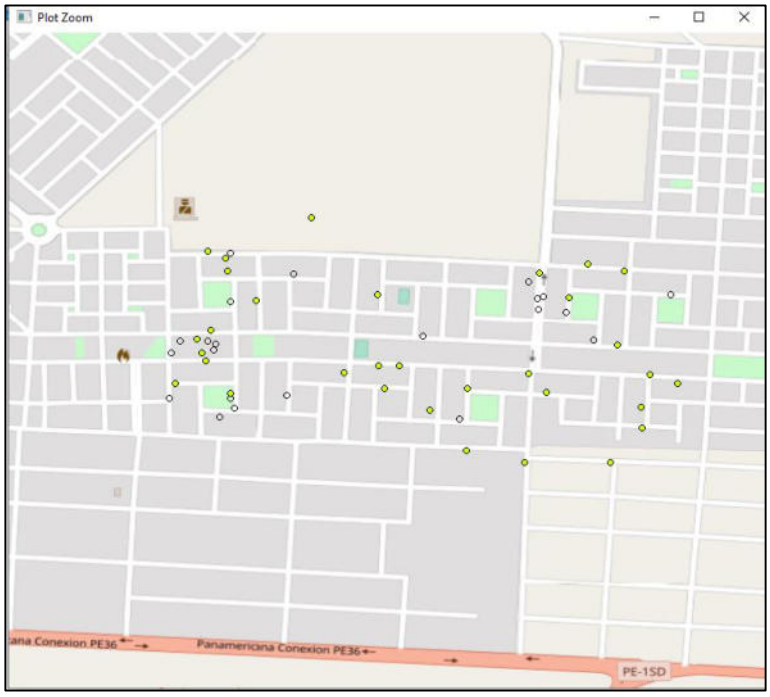


Figura 14: Ubicación Geográfica de la Muestra

Fuente: Elaboración Propia



Figura 15: Unidad con la que se trabajó B9j-830

Fuente: Elaboración Propia

3.4. Instrumentos

Las principales técnicas que se utilizará en la investigación
Son:

- Ficha de Observación: Lista de cotejo.
  Estas fichas nos brindaran la información de atención al cliente: en el orden que fueron atendidos y si no se les pudo atender.

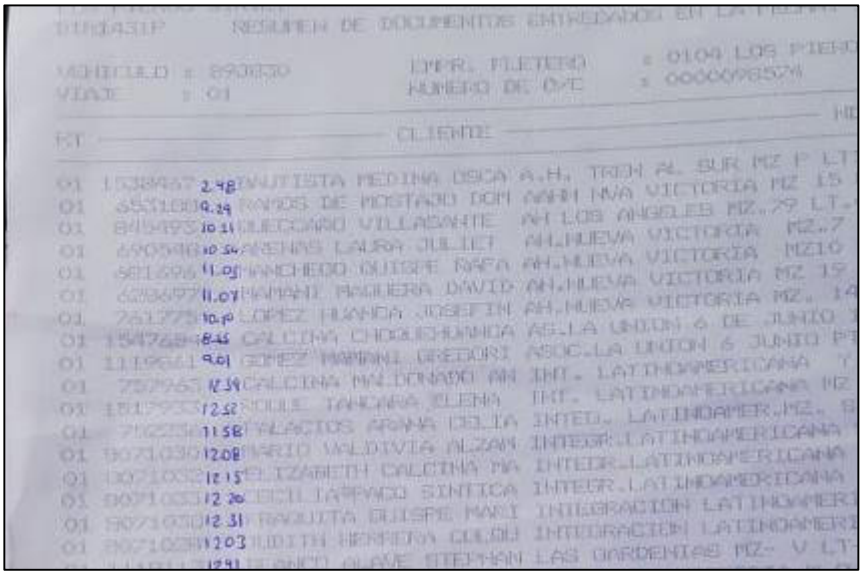


Figura 16: Lista de Cotejo

Fuente: Elaboración Propia

En total se realizaron 25 visitas a estos clientes donde se determino

- Disponibilidad de Atención por el cliente
- Tiempo en la atención
- Hora de Atención

Con la recolección de estos datos por cada cliente y visita realizada podremos analizar la disponibilidad de atención y en base a ello generaremos nuestra ruta aplicando el algoritmo de Q-Learning.

- Monitoreo por GPS: GPS SATELCOM, Esta herramienta nos permitirá conocer la ruta que sigue la unidad, y el tiempo de trabajo que realiza, las horas en que visita así también la distancia que recorre.

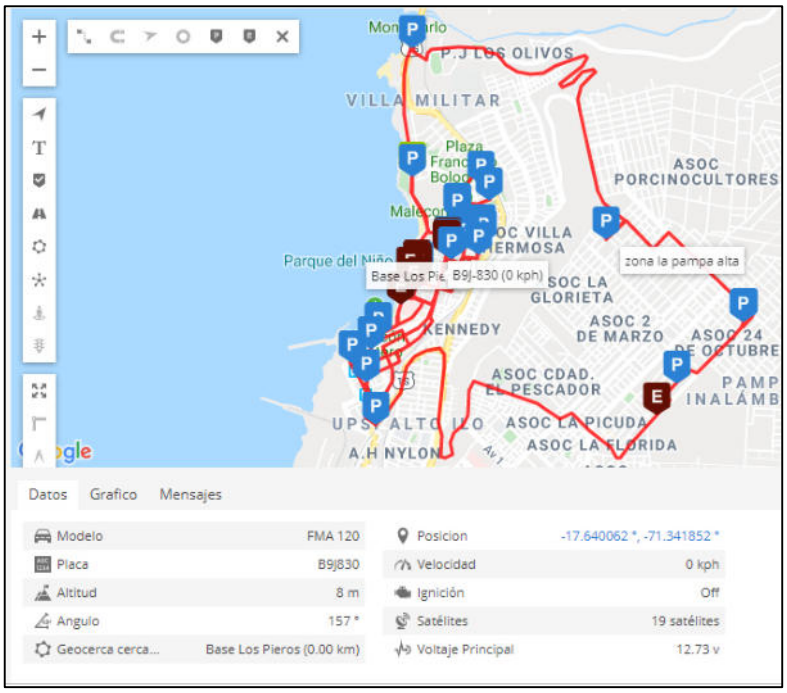


Figura 17: Distancia Recorrida

Fuente: (SATELCOM, 2019)

3.5. Procedimientos

Para la realización de esta investigación se desarrollaron las siguientes actividades:

- Recolección de datos, para conocer la ruta que sigue la unidad, y la disponibilidad de atención de los clientes (horarios de atención), su ubicación geográfica, y los días que se realiza la visita.
- Definición y estructura de una base de datos que integre toda la información recolectada.

- Evaluación y validación de los datos, en caso se tenga datos incongruentes o datos vacíos.
- Estructurar la base de datos en un formato que Q-Learning pueda procesarlos.
- Desarrollo del Código Q- Learning en R.
- Análisis de los resultados obtenidos.

3.6. Análisis de datos

En esta etapa se determina como analizar los datos y que herramientas de análisis estadístico son adecuadas para éste propósito.

Para el análisis descriptivo de los datos por ser cuantitativos se hará uso del programa Microsoft Excel y R.

Las técnicas descriptivas que se usarán, estarán en función del tipo de dato a medir. Para los datos nominales, se usarán la Moda y el Rango; y para los datos proporcionales todas las técnicas conocidas. En ambos casos, se efectuará la Distribución de Frecuencias.

IV. RESULTADOS

4.1. Recolección de datos:

En esta etapa comprende la recolección de datos de los clientes, del transporte, los horarios de atención, la disponibilidad, en la siguiente tabla se muestra los datos que se recolectaron:

Tabla 2 :Conjunto de Datos

Sufijo	Descripción
Cdtra	Código de transporte: unidad nº 104
Cdveh	Código de vehículo: b9j-830
Cajas	Cajas/ paquetes a entregar
Hora	Tiempo aproximado de atención
Pesok	Peso de las cajas/paquetes
Codq	Código Q, para procesar en q-learning
Cdcli	Código del cliente
Norso	Nombre del cliente
Longitud	Coordenada
Latitud	Coordenada
Fecha	Fecha de atención
Atencion	0 = no fue atendido, 1=atendido

Fuente: Elaboración Propia

Las recolecciones de estos datos se obtuvieron mediante un “fletero” lista de clientes donde el chofer de la unidad anotaba la hora, de atención y si tuvo alguna observación respecto al cliente

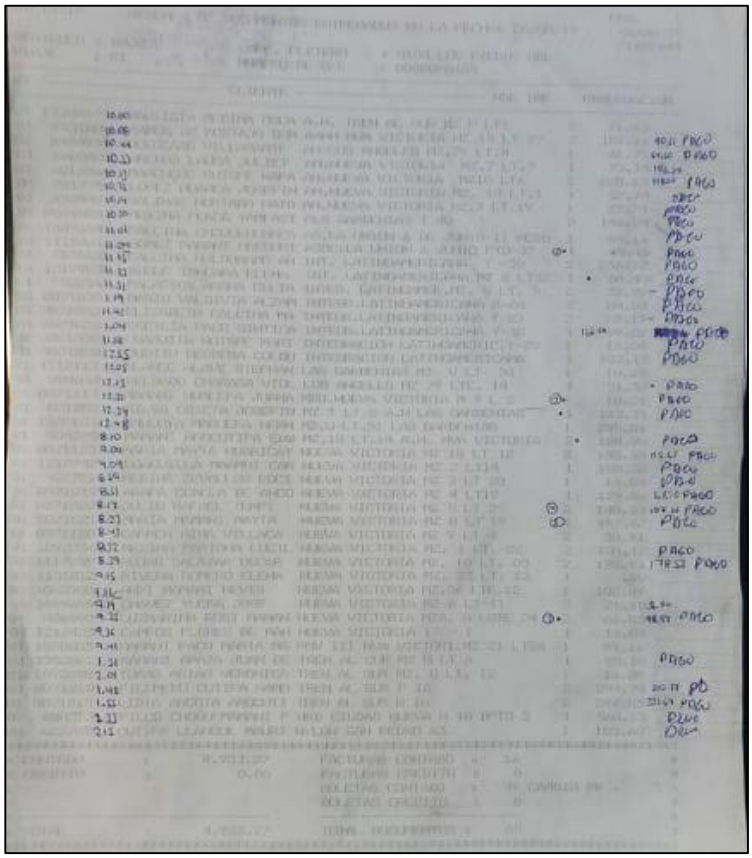


Figura 18: Una de las ficha de cotejo de visitas a los Puntos de Venta

Fuente: Elaboración Propia

Por otro lado, para conocer la ubicación geográfica, la cantidad de cajas, y otros datos del cliente estos datos se obtuvieron de la programación de cargas que se realiza cada día en el software AS 400 ibm.

CDTRA	CDVEH	CAJAS	CODQ	CDCLI	NORSO	DSDIR	CAUNI	FEPED	LONGITU	LATITUD
104	B9J830	1.33	C029	0653188	RAMOS DE MOSTAJO DOMITILA	AAHH NVA VICTORIA MZ 15 LT 27	2.8178	20190713	-71.32101	-17.65538
104	B9J830	7	C028	0845493	QUECCA?O VILLASANTE MARIA	AH LOS ANGELES MZ.79 LT.4	13.8032	20190713	-71.31829	-17.65554
104	B9J830	4.33	C006	0690548	ARENAS LAURA JULIET M.	AH.NUEVA VICTORIA MZ.7 LT.7	11.8	20190713	-71.32323	-17.65408
104	B9J830	3.5	C024	0681696	MANCHEGO QUISPE RAFAEL	AH.NUEVA VICTORIA MZ10 LT6	7.529	20190713	-71.320893	-17.655831
104	B9J830	6.5	C044	0628697	MAMANI MAQUERA DAVID MARIO	AH.NUEVA VICTORIA MZ 19 LT 14	10.588	20190713	-71.32063	-17.65537
104	B9J830	1	C014	0690549	SALINAS HURTADO HAIDI S.	AH.NUEVA VICTORIA MZ.7 LT.19	0.4998	20190713	-71.32368	-17.6541
104	B9J830	2	C036	1547654	CALCINA CHOQUEHUANCA MERCEDES	AS.LA UNION 6 DE JUNIO 11 MCDO	2.3429	20190713	-71.3243	-17.65484
104	B9J830	10.33	C003	0757963	CALCINA MALDONADO ANDREA	INT. LATINOAMERICANA Y -30	20.5009	20190713	-71.32726	-17.653832
104	B9J830	1	C025	8071030	MARIO VALDIVIA ALZAMORA	INTEGR.LATINOAMERICANA S-60	2.1134	20190713	-71.325565	-17.65365
104	B9J830	2.33	C020	8071033	CECILIA PACO SINTICALA	INTEGR.LATINOAMERICANA Y-38	4.755	20190713	-71.32649	-17.653661
104	B9J830	4	C042	8071028	JUDITH HERRERA COLQUE	INTEGRACION LATINOAMERICANA	4.6114	20190713	-71.324951	-17.653648
104	B9J830	5.75	C051	8071068	MARIA MARCE DE CHUYACAMA	LAS BRISAS MZA. 56 LOTE 2	12.5041	20190713	-71.31809	-17.65353
104	B9J830	6.5	C050	8071067	FLORES HINOJOSA DELIA	LAS BRISAS MZ.56 LT.8	6.8685	20190713	-71.31813	-17.65403
104	B9J830	9	C047	1096347	PONCE CALDERON MARIA	LAS BRISAS V MZ 56 LT. 11	8.6062	20190713	-71.318025	-17.653989
104	B9J830	1	C019	0894064	DELGADO CHARA?A VIOLETA	LOS ANGELES MZ 79 LTE. 14	2.1134	20190713	-71.318366	-17.657313
104	B9J830	2.12	C038	0825274	LUPO VDA DE ALE DOMINGA	MCDO.NUEVA VICTORIA P- 4	3.39	20190713	-71.3241	-17.65489
104	B9J830	1.5	C053	8071213	MAMANI HUALLPA JUANA	MDO.NUEVA VICTORIA M 9 L 2	1.4625	20190713	-71.32421	-17.65512
104	B9J830	4.5	C018	0821883	SILVA GRIETA JOSEFINA	MZ T LT 2 A.H LAS GARDENIAS	9.1711	20190713	-71.324953	-17.654343
104	B9J830	4.33	C045	0990686	GARCIA QUISPE MAYRA MILAGROS	NUEVA VICTORIA MZ30 LT 3	4.579	20190713	-71.31761	-17.65431
104	B9J830	5.5	C007	8071123	MARIA MAYTA HUARICAYO	NUEVA VICTORIA MZ 18 LT 12	7.3932	20190713	-71.319391	-17.655836

Figura 19: Programación de Cargas

Fuente: Sistema As400 ibm

De los datos recolectados podemos saber que:

Tabla 3: Atención de Clientes por Visita

NUM	FECHAS VISITADAS	CL ATENTIDOS	CL NO ATENDIDOS
1	15/07/2019	30	5
2	18/07/2019	36	7
3	22/07/2019	46	6
4	25/07/2019	43	7
5	01/08/2019	31	5
6	05/08/2019	40	3
7	08/08/2019	39	3
8	12/08/2019	35	3
9	15/08/2019	37	5
10	19/08/2019	34	4
11	22/08/2019	39	7
12	26/08/2019	38	5
13	29/08/2019	37	6
14	02/09/2019	38	1
15	05/09/2019	33	2
16	09/09/2019	31	3
17	12/09/2019	36	5
18	16/09/2019	32	5
19	19/09/2019	34	6
20	23/09/2019	37	5
21	26/09/2019	39	3
22	30/09/2019	41	4
23	03/10/2019	37	2
24	07/10/2019	36	3
25	10/10/2019	35	4
	TOTAL	914	109

Fuente: Elaboración Propia

Tener 109 clientes que no fueron atendidos por situaciones como puntos de venta cerrados, sin dinero, llegar tarde para la atención, mal trabajo del vendedor u otro motivo, significa perdidas económicas para la empresa, peor aún en temporadas altas como es el verano, el problema se hace más grande. Por eso es necesario conocer la disponibilidad de los clientes y en qué orden se deberá atenderlos,

4.2. Preparación de los Datos:

Para poder procesador los datos mediante q-learning es necesario realizar una limpieza de la data:

Se aplicó estadística a los datos para conocer si existen valores atípicos en la muestra, datos que podrían distorsionar los resultados al ser procesados.

Tabla 4: Descripción Estadística de los datos cuantitativos

ORD_ATENCION	**Min. : 1.00**	**1st Qu.:11.00**	**Median :21.00**	**Mean :21.18**	**3rd Qu.:31.00**	**Max. :51.00**
ATENCION	Min. :0.0000	1st Qu.:1.0000	Median :1.0000	Mean :0.8935	3rd Qu.:1.0000	Max. :1.0000
ACUMULADO	Min. :0.090	1st Qu.:2.000	Median :3.540	Mean :3.759	3rd Qu.:5.490	Max. :9.570
HORA	Min. :0.0900	1st Qu.:0.1000	Median :0.1000	Mean :0.1119	3rd Qu.:0.1200	Max. :0.4800
CAJAS	Min. : 1.000	1st Qu.: 2.000	Median : 3.160	Mean : 4.765	3rd Qu.: 6.000	Max. :78.000
PESOK	Min. : 3.18	1st Qu.: 23.58	Median : 45.74	Mean : 63.27	3rd Qu.: 82.74	Max. :890.14
VOLUM	Min. : 0.3584	1st Qu.: 2.3644	Median : 4.6625	Mean : 6.4431	3rd Qu.: 8.1436	Max. :39.3233
CAUNI	Min. : 0.317	1st Qu.: 2.726	Median : 5.151	Mean : 7.505	3rd Qu.: 9.541	Max. :53.681

Fuente: Elaboración Propia

Para la limpieza de datos se hizo uso de la librería Dplyr para R (lenguaje de programación)

Dplyr proporciona un conjunto de funciones extremadamente útiles para manipular datos y así reducir el número de repeticiones, la probabilidad de cometer errores y el número de caracteres que hay que escribir. Como valor extra, puedes encontrar que la gramática de dplyr es más fácil de entender.

Adicionalmente el algoritmo Q-learning trabaja con una muestra definida, por ejemplo:

Dado una programación de rutas que aún no ha iniciado, y este programa de rutas cuenta con 25 puntos de venta, es necesario que la data recolectada cuente también con esos 25 puntos de ventas, y eliminar los puntos de venta que no serán utilizados, y en caso de que faltaran se tendrá que agregar,

Para esto se usó el siguiente código:

```
while (NumRegistro<=TotalReg) {
  z=1              #z=1,2,3,4,5....37
  i<-NULL
  j<-NULL
  M=length(diaProg$FECHA)   #37


  for(i in P:N){
    for(j in 1: M){
      if(data[i:i,14]==diaProg[j:j,14]){

        if(NumRegistro==2){
          cat(j,diaProg[j:j,14],i,data[i:i,14],"DATAQ =",dataQ[x:x, 3], "\n")}

        dataQ[x:x, ]<-data[i:i, ]
        dataQ[x:x, 3]<-z
        x=x+1
        z=z+1

      }
    }
  }
  #cat("i","NuevProg","j","BDatos","BUSCAR =V/F" ,"\n")
  for(i in 1:M){
    encontrado=FALSE
    j<-P
    while ((!encontrado) && (j<=N)) {
      if(diaProg[i:i,14]==data[j:j,14]){
        encontrado=TRUE
      }
      j<-j+1
    }
    if(!encontrado){
      dataQ[x:x, ]<-diaProg[i:i, ]
      dataQ[x:x, 4]<-0
      dataQ[x:x, 8]<-fechaProg[NumRegistro:NumRegistro, 2]
      dataQ[x:x, 3]<-z

      if(NumRegistro==2){
        cat(i,diaProg[i:i,14], "\n")}


      x=x+1
      z=z+1
    }
  }

  cat("P",P,"N",N,"Z",z,"\n")
  print(N)
  P=N+1
  NumRegistro<-NumRegistro+1
  N<-N+fechaProg[NumRegistro:NumRegistro, 3] #35,43,52...39


}
```

Figura 20: Código fuente para preparar los datos

Fuente: Elaboración Propia

De esta forma nuestros datos quedarán listos para ser convertidos de tal forma que puedan ser procesados por el algoritmo de Q-Learning.

4.3. Modelado de Datos:

Determinamos nuestro modelo para Q-Learning:

- Nuestro conjunto de estados S:

  Todos los puntos de venta que se debe visitar.

- Un conjunto de acciones A.

  Cada vez que la unidad se traslada a un punto de venta

- Un conjunto de “recompensas” en R.

  Si se logró atender el punto de venta o no:

  Atendido = 1 reward

  No Atendio = 0 reward

- El control de nuestro algoritmo estará dado por:

  alpha = 0.1, gamma = 0.1, epsilon = 0.1

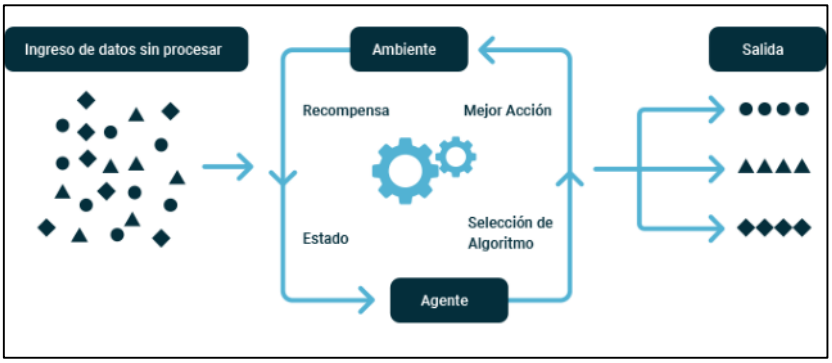


Figura 21: Modelo de Reinforcement Learning

Fuente: (Rodriguez, 2018)

Con los datos ya preparados, se realiza el modelado de los datos para ser procesados por el algoritmo q-learning quedando de la siguiente manera.

Tabla 5: Datos modelados para Q-Learning

State	Action	NextState	Reward
.	E	E	**0**
E	C	EC	**1**
EC	B	ECB	**0**
ECB	F	ECBF	**0**
ECBF	A	ECBFA	**1**
ECBFA	G	ECBFAG	**0**
ECBFAG	D	ECBFAGD	**0**
.	A	A	**1**
A	B	AB	**1**
AB	C	ABC	**1**
ABC	D	ABCD	**1**
ABCD	E	ABCDE	**1**
ABCDE	F	ABCDEF	**1**
ABCDEF	G	ABCDEFG	**0**
.	F	F	**0**
F	G	FG	**1**
FG	E	FGE	**1**
FGE	B	FGEB	**1**
FGEB	A	FGEBA	**1**
FGEBA	C	FGEBAC	**1**
FGEBAC	D	FGEBACD	**1**
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.

Fuente: Elaboración Propia

Cabe mencionar que en esta muestra se utilizó la última visita registrada con fecha: 10/10/2019 que tenía una programación de 37 puntos de ventas multiplicado por 25 visitas, contamos con un registro total de 925 acciones.

Para la demostración y compresión del algoritmo en el presente documento, de los 37 puntos de ventas antes mencionados se utilizará solamente 7.

Indicar que al final de este capítulo se mostrara la ruta optima que generara el algoritmo con los 37 puntos de ventas.

4.4. Aplicación del Algoritmo de Reinforcement Learning

El código se desarrolló en R, y a continuación se muestra su estructura:

```r
library(ReinforcementLearning)
#route<- read.csv("Datosq.csv", sep=";")
route<- read.csv("pruebaQ7.csv", sep=";")
route$State<-as.character(route$State)
route$Action<-as.character(route$Action)
route$NextState<-as.character(route$NextState)
head(route, 5)
model<-
head(route)
# Define control object

control <- list(alpha = 0.1, gamma = 0.1, epsilon = 0.1)
# Pass learning parameters to reinforcement learning function
model <- ReinforcementLearning(route,
                               iter=9,
                               s = "State",
                               a = "Action",
                               r = "Reward",
                               s_new = "NextState",
                               control = control)


# Print policy
computePolicy(model)
# Print state-action table
print(model)
# Print summary statistics
summary(model)
```

Figura 22: Código de Reinforcement Learning

Fuente: Elaboración Propia

Se hizo uso de la librería ReinforcementLearning,

- Cargamos nuestros datos “pruebaQ7.csv”, estos tienen que tener la forma que muestra la figura 20, para que puedan ser procesados.
- Definimos de nuestros datos cual será: el estado(state), la acción(action), el premio(reward), y el siguiente estado(NextState)
- Así mismo, el control que viene dado por alfa que representa la tasa de aprendizaje, gamma es el factor de descuento, que cuantifica la importancia que le damos a futuras recompensas, este varia de 0 a 1, mientras más cerca al cero el agente solo considerara recompensas inmediatas, si gamma esta más cerca al 1 el agente considerara con mayor peso las recompensas futuras.

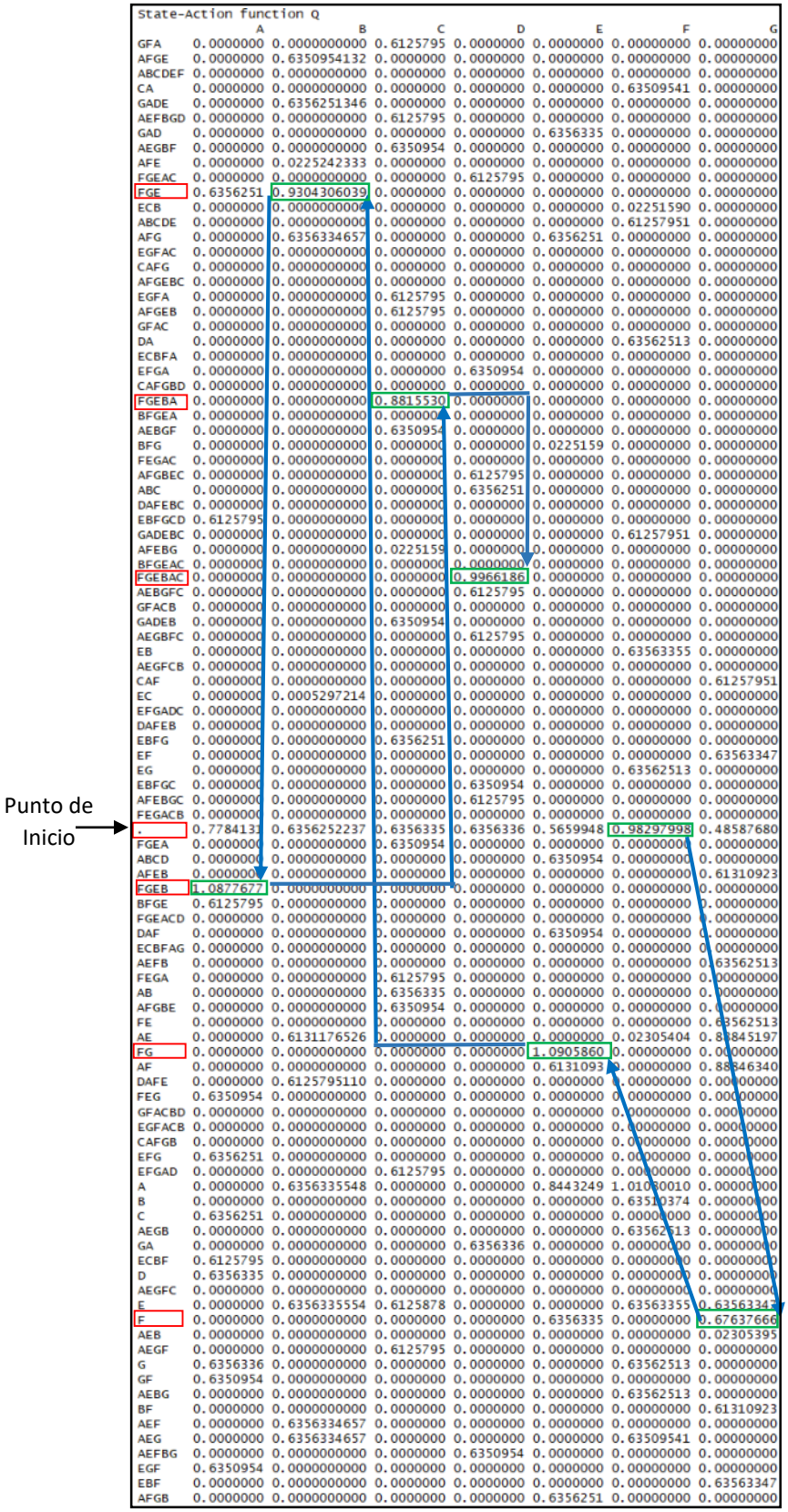


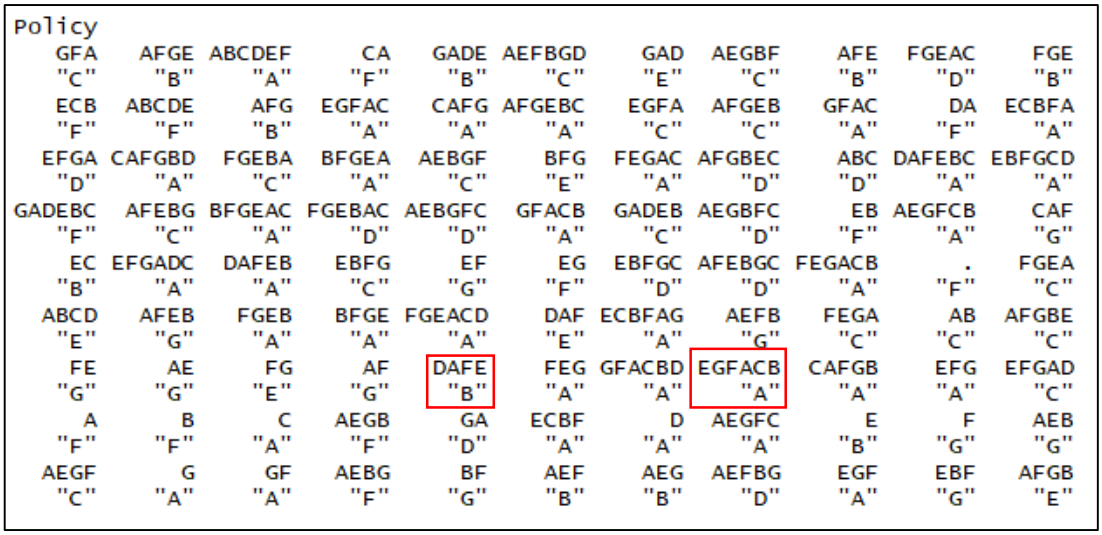
Figura 23: Matriz Q, estados y acciones Q

Elaboración: Fuente Propia

Al ejecutar el algoritmo nos mostrara la Matriz Q, esta matriz contiene la política que deberá seguirse para obtener la ruta optima, para este ejemplo la ruta vendría siendo:

F-G-E-B-A-C-D

La política generada:



```
Policy
   GFA    AFGE ABCDEF      CA    GADE AEFBGD     GAD   AEGBF     AFE   FGEAC     FGE
   "C"     "B"    "A"     "F"     "B"    "C"     "E"     "C"     "B"     "D"     "B"
   ECB   ABCDE     AFG   EGFAC    CAFG AFGEBC    EGFA   AFGEB    GFAC      DA   ECBFA
   "F"     "F"     "B"     "A"     "A"    "A"     "C"     "C"     "A"     "F"     "A"
  EFGA CAFGBD   FGEBA   BFGEA   AEBGF     BFG   FEGAC  AFGBEC     ABC DAFEBC EBFGCD
   "D"     "A"     "C"     "A"     "C"    "E"     "A"     "D"     "D"     "A"     "A"
GADEBC   AFEBG BFGEAC FGEBAC AEBGFC   GFACB   GADEB  AEGBFC      EB AEGFCB     CAF
   "F"     "C"     "A"     "D"     "D"    "A"     "C"     "D"     "F"     "A"     "G"
    EC EFGADC   DAFEB    EBFG      EF     EG   EBFGC  AFEBGC  FEGACB       .    FGEA
   "B"     "A"     "A"     "C"     "G"    "F"     "D"     "D"     "A"     "F"     "C"
  ABCD    AFEB    FGEB    BFGE  FGEACD     DAF ECBFAG    AEFB    FEGA      AB   AFGBE
   "E"     "G"     "A"     "A"     "A"    "E"     "A"     "G"     "C"     "C"     "C"
    FE      AE      FG      AF    DAFE     FEG GFACBD  EGFACB   CAFGB     EFG   EFGAD
   "G"     "G"     "E"     "G"     "B"    "A"     "A"     "A"     "A"     "A"     "C"
     A       B       C    AEGB      GA   ECBF       D  AEGFC       E       F     AEB
   "F"     "F"     "A"     "F"     "D"    "A"     "A"     "A"     "B"     "G"     "G"
  AEGF       G      GF    AEBG      BF    AEF     AEG   AEFBG     EGF     EBF    AFGB
   "C"     "A"     "A"     "F"     "G"    "B"     "B"     "D"     "A"     "G"     "E"
```

Figura 24: Política Q-Learning

Fuente: Elaboración Propia

La política nos indica cual es la siguiente acción donde nuestro agente recibirá una mayor recompensa.

- Por ejemplo, que la unidad visito los puntos de ventas:

  D – A – F – E,

  el agente (transporte de distribución), deberá ir al punto de venta B, en la realidad cuando el transporte llegue a ese punto de venta lo mas probable es que este reciba su pedido sin complicaciones.

- Otro ejemplo podría ser: cuando el agente visito los puntos de venta:

  E – G – F – A – C – B

nos indica que debemos regresar al punto A, esto quiere decir que ir al punto D, no nos dará una recompensa positiva, en la realidad cuando el transporte de distribución llegue al punto de venta D, lo más probable es que la encontremos cerrada, que no tenga dinero o que no esté dispuesta a su atención y deberá atenderse al último, esto sugiere saber qué problema tiene este cliente.

Los resultados obtenidos al ejecutar el algoritmo fueron:

```
Model details
Learning rule:          experienceReplay
Learning iterations:    9
Number of states:       99
Number of actions:      7
Total Reward:           134
```

Figura 25: Resultados de Q-Learning

Fuente: Elaboración Propia

Como se mencionó anteriormente, se ejecutará el algoritmo con los 37 puntos de ventas del día 10/10/2019 (la política genera se puede ver en el anexo I)

La ruta optima en base a la disponibilidad del cliente es la que se muestra:

|P26|P29|P34|P23|P06|P19|P32|P13|P09|P07|P05|P35|P31|P12|P18|P28

|P20|P14|P02|P24|P22|P17|P08|P01|P03|P04|P25|P16|P30|P33|P27|P21

|P11|P36|P37|P10|P15

Resultados obtenidos:

```
Reward (last iteration)
[1] 684

Model details
Learning rule:          experienceReplay
Learning iterations:    4
Number of states:       881
Number of actions:      37
Total Reward:           684
```

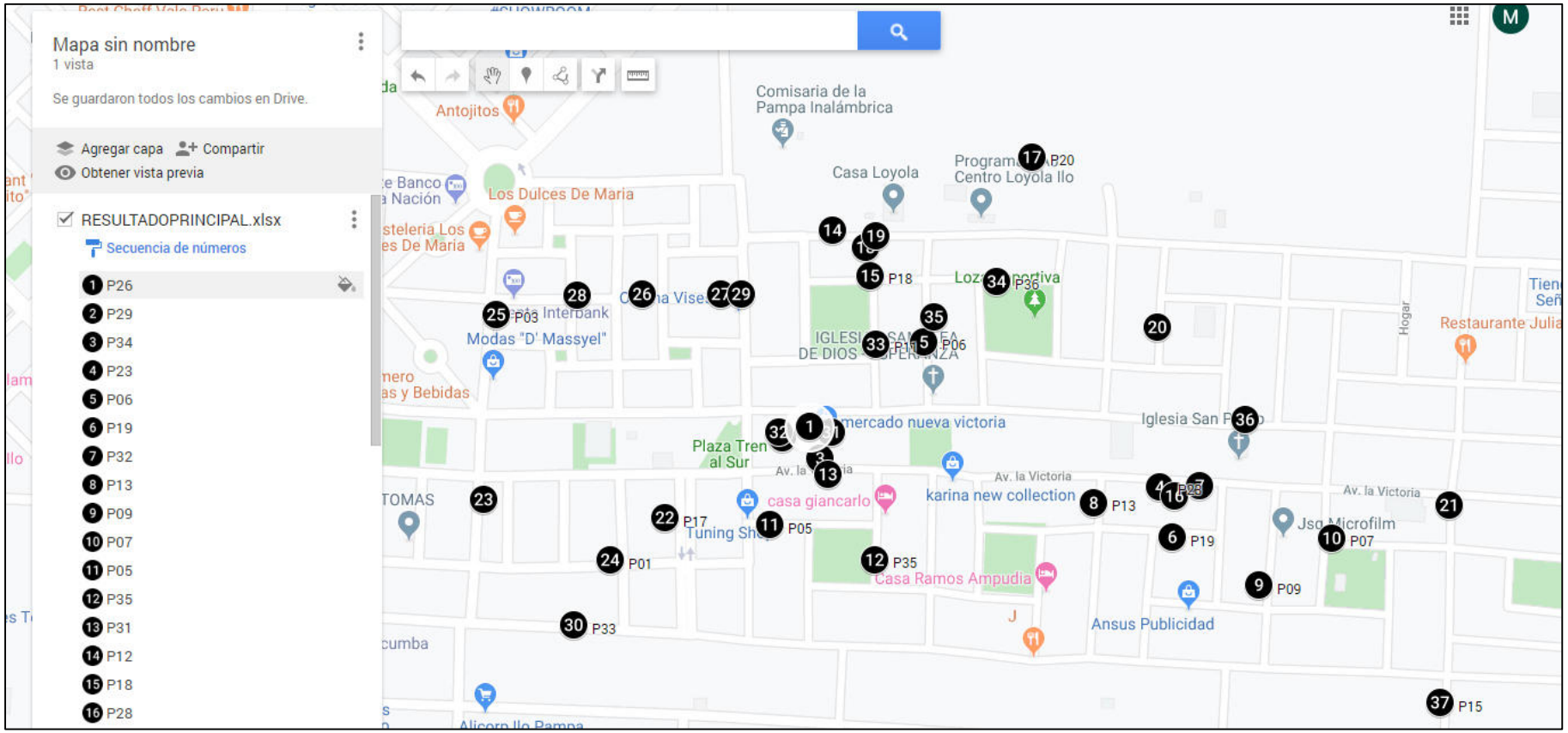


Figura 26: Mapa Generado por el Algoritmo de Q-Learning

Fuente: Elaboración Propia, Google Maps

Tabla 6: Ruta generada por Q-Learning

Nº	CQ	CDCLI	NORSO	DSDIR
1	P26	1547654	CALCINA CHOQUEHUANCA MERCEDES	AS.LA UNION 6 DE JUNIO 11 MCDO
2	P29	1119861	GOMEZ MAMANI GREGORIO	ASOC.LA UNION 6 JUNIO PTO-37
3	P34	8071213	MAMANI HUALLPA JUANA	MDO.NUEVA VICTORIA M 9 L 2
4	P23	653188	RAMOS DE MOSTAJO DOMITILA	AAHH NVA VICTORIA MZ 15 LT 27
5	P06	690548	ARENAS LAURA JULIET M.	AH.NUEVA VICTORIA MZ.7 LT.7
6	P19	681696	MANCHEGO QUISPE RAFAEL	AH.NUEVA VICTORIA MZ10 LT6
7	P32	628697	MAMANI MAQUERA DAVID MARIO	AH.NUEVA VICTORIA MZ 19 LT 14
8	P13	761775	LOPEZ HUANCA JOSEFINA	AH.NUEVA VICTORIA MZ. 14 LT.1
9	P09	884270	MAMANI AROCUTIPA EDWIN GUIDO	MZ.18 LT.14 A.H. NVA VICTORIA
10	P07	8071123	MARIA MAYTA HUARICAYO	NUEVA VICTORIA MZ 18 LT 12
11	P05	1210947	COAGUILLA MAAMNI CARMEN SONIA	NUEVA VICTORIA MZ 2 LT14
12	P35	527791	MEDINA ZEVALLOS ROCIO	NUEVA VICTORIA MZ 3 LT 20
13	P31	8071219	ARAPA CCALLA DE ANCO ISABEL	NUEVA VICTORIA MZ 4 LT19
14	P12	8071022	JULIO RAFAEL TUMPI	NUEVA VICTORIA MZ 5 LT 2
15	P18	8071021	MARIA MAMANI MAYTA	NUEVA VICTORIA MZ 8 LT 19
16	P28	1119859	ROJAS SALAZAR OSCAR NINO	NUEVA VICTORIA MZ. 10 LT. 05
17	P20	1063902	ARPI MAMANI NEVIS	NUEVA VICTORIA MZ.06 LTE.12
18	P14	1099699	CHAVEZ YUCRA JOSE	NUEVA VICTORIA MZ-6 LT-11
19	P02	826090	LUZMARINA ROSI MAMANI CALLOMAM	NUEVA VICTORIA MZA. 8 LOTE 24
20	P24	1550835	MAMANI PACO MARIA MAGDALENA	PMV III NVA VICTORI.MZ 21 LT26
21	P22	845493	QUECCA?O VILLASANTE MARIA	AH LOS ANGELES MZ.79 LT.4
22	P17	1553862	MAMANI APAZA JUAN DE DIOS H.	TREN AL SUR MZ R LT 6
23	P08	8071010	FILOMENO CUTIPA RAMOS	TREN AL SUR P 16
24	P01	8071015	LIDIA ANCOTA AROCUTIPA	TREN AL SUR R 10
25	P03	757963	CALCINA MALDONADO ANDREA	INT. LATINOAMERICANA Y -30
26	P04	1517933	ROQUE TANCARA ELENA MARIZOL	INT. LATINOAMERICANA MZ S LT32
27	P25	752236	PALACIOS ARANA CELIA	INTEG. LATINOAMER.MZ. S LT. 5
28	P16	8071033	CECILIA PACO SINTICALA	INTEGR.LATINOAMERICANA Y-38
29	P30	8071028	JUDITH HERRERA COLQUE	INTEGRACION LATINOAMERICANA
30	P33	1115569	MOROCO QUISPE ROSA	TREN AL SUR MZ. O LT. 13
31	P27	825274	LUPO VDA DE ALE DOMINGA	MCDO.NUEVA VICTORIA P- 4
32	P21	1133872	CHOQUE?A COMDORIMAY RAQUEL	MERCADITO NUEVA VICTORIA PTO.1
33	P11	690549	SALINAS HURTADO HAIDI S.	AH.NUEVA VICTORIA MZ.7 LT.19
34	P36	620193	SALAS VALDIVIA MARIA EUGENIA	AH.NVA VICTORIA MZ.14 LT.26
35	P37	1145398	NU?EZ CAMPOS VICTOR MANUEL	NUEVA VICTORIA MZ. 13 LT. 08
36	P10	1131812	RIVERA ROMERO ELENA MILAGROS	NUEVA VICTORIA MZ. 23 LT. 13
37	P15	894064	DELGADO CHARA?A VIOLETA	LOS ANGELES MZ 79 LTE. 14

Fuente: Elaboración Propia

La ruta que se obtuvo fue puesta en marcha dando un resultado de 36 puntos atendidos correctamente, y solo el P25 se encontró cerrado

4.5. Minimización de: Trabajo, Recorrido y Combustible

Tabla 7:Reporte de Ruta - Salidas Lunes y Jueves

MEDICION DE JORNADA EN RUTA Y LABORAL															
LOC	**Viaje**	**PLACA**	**CDA (GEO-ZONA)**	**FECHA SALIDA DEL CDA**	**HORA SALIDA DEL CDA**	**DIA y HORA de SALIDA a RUTA (desde el CDA)**	**FECHA INGRESO AL CDA**	**HORA INGRESO AL CDA**	**Tiempo total (HORAS decimal)**	**Odómetro salida**	**Odómetro ingreso**	**Kilometro recorridos en ruta**	**Promedio de Velocidad**	**Tiempo de manejo estim (Hras dec.)**	**OBSERVACIONES**
70	1	B9J-842	ILO	26/08/2019	7:45	26/08/2019 7:45	26/08/2019	17:10:00	10.42	65565	65621	56	24	56.00	
70	1	B9J-842	ILO	29/08/2019	7:44	29/08/2019 7:44	29/08/2019	16:25:00	9.68	65656	65695	39	25	37.44	
70	1	B9J-842	ILO	02/09/2019	8:05	02/09/2019 8:05	02/09/2019	18:00:00	10.92	65765	65815	50	22	54.55	
70	1	B9J-842	ILO	05/09/2019	8:10	05/09/2019 8:10	05/09/2019	18:00:00	10.83	65901	65950	49	23	51.13	
70	1	B9J-842	ILO	09/09/2019	8:18	09/09/2019 8:18	09/09/2019	18:20:00	10.37	65995	66036	41	18	54.67	
70	1	B9J-842	ILO	12/09/2019	7:40	12/09/2019 7:40	12/09/2019	17:05:00	9.75	66085	66137	52	19	65.68	
70	1	B9J-842	ILO	16/09/2019	8:09	16/09/2019 8:09	16/09/2019	17:58:00	10.15	66219	66272	53	19	66.95	
70	1	B9J-842	ILO	19/09/2019	8:30	19/09/2019 8:30	19/09/2019	17:25:00	9.25	66337	66372	35	15	56.00	
70	1	B9J-842	ILO	23/09/2019	8:16	23/09/2019 8:16	23/09/2019	17:00:00	9.07	66445	66491	46	18	61.33	
70	1	B9J-842	ILO	26/09/2019	8:20	26/09/2019 8:20	26/09/2019	15:30:00	7.50	66565	66599	34	17	48.00	
70	1	B9J-842	ILO	30/09/2019	7:50	30/09/2019 7:50	30/09/2019	17:20:00	9.83	66641	66695	54	16	81.00	
70	1	B9J-830	ILO	30/09/2019	10:30	30/09/2019 10:30	30/09/2019	19:22:00	9.20	83785	83826	41	15	65.60	
70	1	B9J-830	ILO	03/10/2019	8:10	03/10/2019 8:10	03/10/2019	15:30:00	7.67	83910	83931	21	22	22.91	
70	1	B9J-830	ILO	07/10/2019	7:55	07/10/2019 7:55	07/10/2019	16:50:00	9.25	83943	83983	40	12	80.00	
70	1	B9J-830	ILO	10/10/2019	7:56	10/10/2019 7:56	10/10/2019	17:10:00	9.57	84004	84041	37	15	59.20	
70	1	B9J-830	ILO	14/10/2019	8:16	14/10/2019 8:16	14/10/2019	16:00:00	8.07	84083	84111	28	15	44.80	
70	1	B9J-830	ILO	17/10/2019	8:00	17/10/2019 8:00	17/10/2019	17:00:00	9.33	84134	84171	37	15	59.20	
70	1	B9J-830	ILO	21/10/2019	8:10	21/10/2019 8:10	21/10/2019	16:00:00	8.17	84205	84231	26	15	41.60	
70	1	B9J-830	ILO	24/10/2019	8:00	24/10/2019 8:00	24/10/2019	16:45:00	9.08	84262	84306	44	15	70.40	
70	1	B9J-830	ILO	28/10/2019	9:18	28/10/2019 9:18	28/10/2019	17:45:00	8.78	84352	84395	43	14	73.71	REUNION GERENCIA

Fuente: CDA Los Pieros SRL

La Tabla 7 nos muestra la medición que se realizó a la unidad B9J-830 y B9J-842, indicar que la unidad que realiza la ruta es la B9J-830 quien estuvo en mantenimiento el mes de agosto, y por ende se utilizó la Unidad B9J-842 solo durante ese mes.

De estos datos apreciaremos los siguientes gráficos:

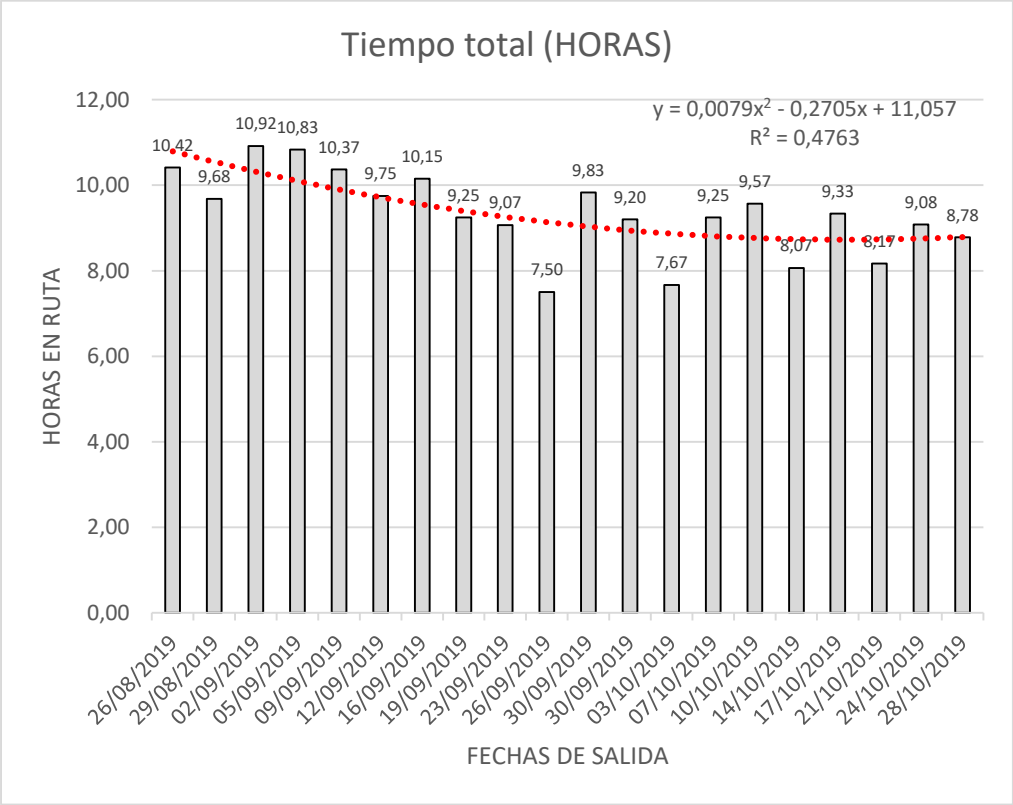


Figura 27: Tiempo de Trabajo en Ruta

Fuente: Elaboración Propia

La grafica nos indica que en el tiempo que se fue ejecutando el algoritmo de Q-Learning y este fue aprendiendo se logró minimizar el tiempo de trabajo en ruta, la línea de tendencia es decreciente con un máximo de 10.92 horas y un mínimo de 7.50, se busca lograr que este sea menor a 8 horas diarias siendo lo óptimo.

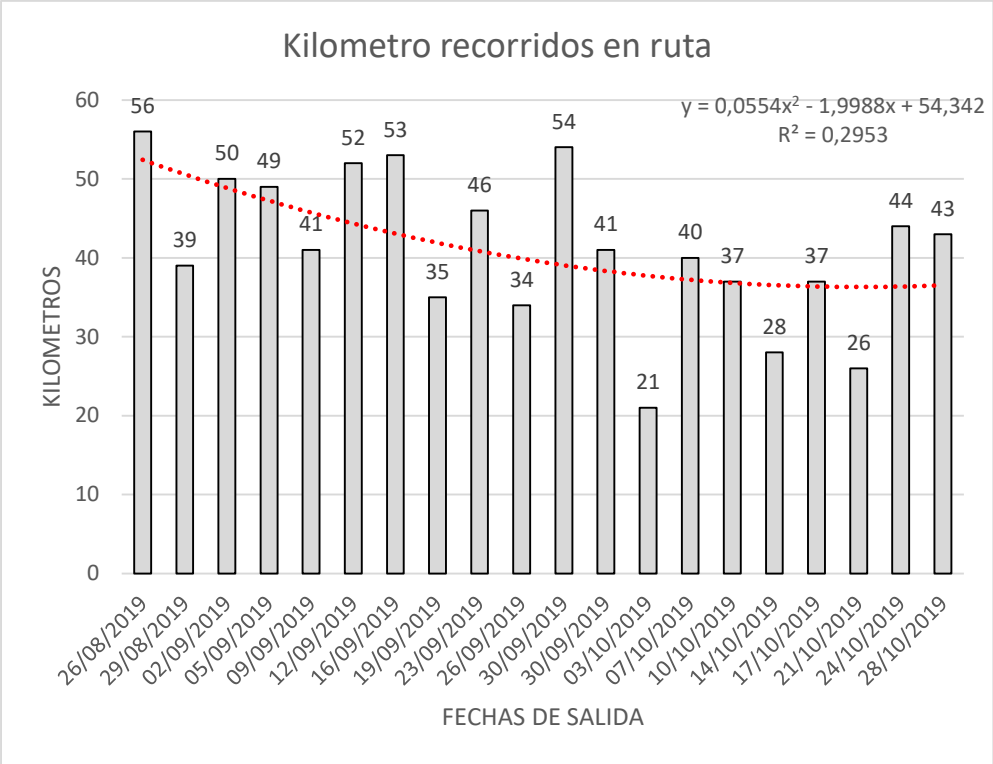


Figura 28: Kilometraje

Fuente: Elaboración Propia

A la vez que se logra minimizar las horas de trabajo en ruta, también minimizamos el kilometraje que recorre la unidad, la línea de tendencia decreciente nos indica una disminución de un máximo de 56 km a un mínimo de 21 km, esto con lleva a que la unidad no se desgaste o no se deteriore rápidamente (neumáticos, motor, embriagues, entre otros componentes de la Unidad).

Al disminuir el tiempo de trabajo en horas y los kilometrajes que recorre la unidad, se disminuye también el uso de combustible no se cuenta con los datos del gasto de combustible exacto, pero se corrobora que la unidad cuenta con una capacidad de 33 Galones que son recargados normalmente cada semana, luego de la aplicación del algoritmo el intervalo de recarga de galones paso a 10 días en promedio.

V. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Los resultados de optimización de rutas de unidades de distribución alcanzados por la propuesta (Q-Learning) basados en disponibilidad de atención en el presente trabajo de investigación fueron comparados con otras dos técnicas de optimización el algoritmo de vecinos más cercanos (Nearest Neighbors) y el algoritmo de Colonia de Hormigas (Ant Colony) los cuales se implementaron en base a las distancias entre cada punto de venta. No fue posible implementar estos algoritmos con el mismo criterio que Q-Learning por la naturaleza de los mismos.

Algoritmo de nearest neighbor: La ruta optima generada por el algoritmo del vecino más cercano en base a las distancias: Shortest route found so far: [P03, P08, P33, P01, P17, P04, P16, P25, P30, P21, P29, P26, P34, P31, P27, P11, P18, P14, P02, P12, P06, P37, P36, P20, P13, P23, P28, P19, P32, P10, P09, P07, P22, P15, P24, P35, P05], w/ total distance: 715.82 mm

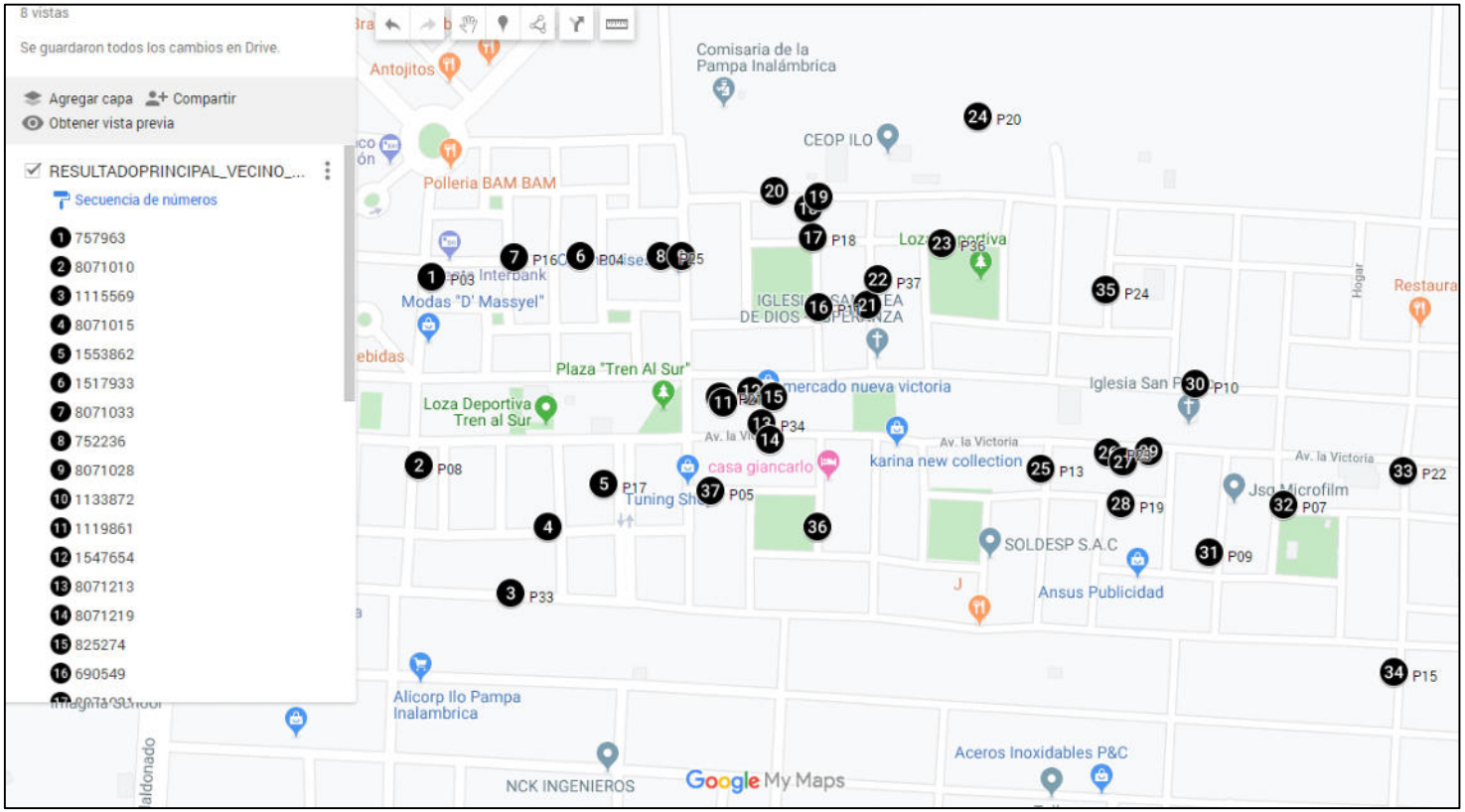


Figura 29: Mapa Generado por el Algoritmo de Nearest Neighbor

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 8: Ruta de distribución generados por el algoritmo de nearest neighbor

Nº	CDCLI	NORSO	DSDIR
1	653188	RAMOS DE MOSTAJO DOMITILA	AAHH NVA VICTORIA MZ 15 LT 27
2	752236	PALACIOS ARANA CELIA	INTEG. LATINOAMER.MZ. S LT. 5
3	1210947	COAGUILLA MAAMNI CARMEN SONIA	NUEVA VICTORIA MZ 2 LT14
4	8071028	JUDITH HERRERA COLQUE	INTEGRACION LATINOAMERICANA
5	1133872	CHOQUE?A COMDORIMAY RAQUEL	MERCADITO NUEVA VICTORIA PTO.1
6	1119861	GOMEZ MAMANI GREGORIO	ASOC.LA UNION 6 JUNIO PTO-37
7	1119859	ROJAS SALAZAR OSCAR NINO	NUEVA VICTORIA MZ. 10 LT. 05
8	894064	DELGADO CHARA?A VIOLETA	LOS ANGELES MZ 79 LTE. 14
9	628697	MAMANI MAQUERA DAVID MARIO	AH.NUEVA VICTORIA MZ 19 LT 14
10	8071219	ARAPA CCALLA DE ANCO ISABEL	NUEVA VICTORIA MZ 4 LT19
11	8071213	MAMANI HUALLPA JUANA	MDO.NUEVA VICTORIA M 9 L 2
12	825274	LUPO VDA DE ALE DOMINGA	MCDO.NUEVA VICTORIA P- 4
13	1547654	CALCINA CHOQUEHUANCA MERCEDES	AS.LA UNION 6 DE JUNIO 11 MCDO
14	1131812	RIVERA ROMERO ELENA MILAGROS	NUEVA VICTORIA MZ. 23 LT. 13
15	8071015	LIDIA ANCOTA AROCUTIPA	TREN AL SUR R 10
16	757963	CALCINA MALDONADO ANDREA	INT. LATINOAMERICANA Y -30
17	8071021	MARIA MAMANI MAYTA	NUEVA VICTORIA MZ 8 LT 19
18	1099699	CHAVEZ YUCRA JOSE	NUEVA VICTORIA MZ-6 LT-11
19	826090	LUZMARINA ROSI MAMANI CALLOMAM	NUEVA VICTORIA MZA. 8 LOTE 24
20	884270	MAMANI AROCUTIPA EDWIN GUIDO	MZ.18 LT.14 A.H. NVA VICTORIA
21	527791	MEDINA ZEVALLOS ROCIO	NUEVA VICTORIA MZ 3 LT 20
22	690549	SALINAS HURTADO HAIDI S.	AH.NUEVA VICTORIA MZ.7 LT.19
23	8071010	FILOMENO CUTIPA RAMOS	TREN AL SUR P 16
24	1517933	ROQUE TANCARA ELENA MARIZOL	INT. LATINOAMERICANA MZ S LT32
25	620193	SALAS VALDIVIA MARIA EUGENIA	AH.NVA VICTORIA MZ.14 LT.26
26	8071033	CECILIA PACO SINTICALA	INTEGR.LATINOAMERICANA Y-38
27	1115569	MOROCO QUISPE ROSA	TREN AL SUR MZ. O LT. 13
28	1145398	NU?EZ CAMPOS VICTOR MANUEL	NUEVA VICTORIA MZ. 13 LT. 08
29	8071123	MARIA MAYTA HUARICAYO	NUEVA VICTORIA MZ 18 LT 12
30	690548	ARENAS LAURA JULIET M.	AH.NUEVA VICTORIA MZ.7 LT.7
31	1063902	ARPI MAMANI NEVIS	NUEVA VICTORIA MZ.06 LTE.12
32	1553862	MAMANI APAZA JUAN DE DIOS H.	TREN AL SUR MZ R LT 6
33	845493	QUECCA?O VILLASANTE MARIA	AH LOS ANGELES MZ.79 LT.4
34	761775	LOPEZ HUANCA JOSEFINA	AH.NUEVA VICTORIA MZ. 14 LT.1
35	1550835	MAMANI PACO MARIA MAGDALENA	PMV III NVA VICTORI.MZ 21 LT26
36	681696	MANCHEGO QUISPE RAFAEL	AH.NUEVA VICTORIA MZ10 LT6
37	8071022	JULIO RAFAEL TUMPI	NUEVA VICTORIA MZ 5 LT 2

Fuente: Elaboración Propia

La ruta que se obtuvo fue puesta en marcha dando un resultado de 29 puntos atendidos correctamente, No atendidos: P33-P17-P34-P20-P13-P09-P15-P05.

Algoritmo de Optimización de la Colonia de Hormigas: la ruta generada por el algoritmo basado en la distancia es:
Optimal Route : [P08, P03, P16, P04, P25, P30, P21, P29, P26, P34, P31, P27, P12, P14, P18, P02, P11, P06, P37, P36, P20, P24, P23, P19, P28, P32, P10, P09, P07, P15, P22, P13, P35, P05, P17, P01, P33],

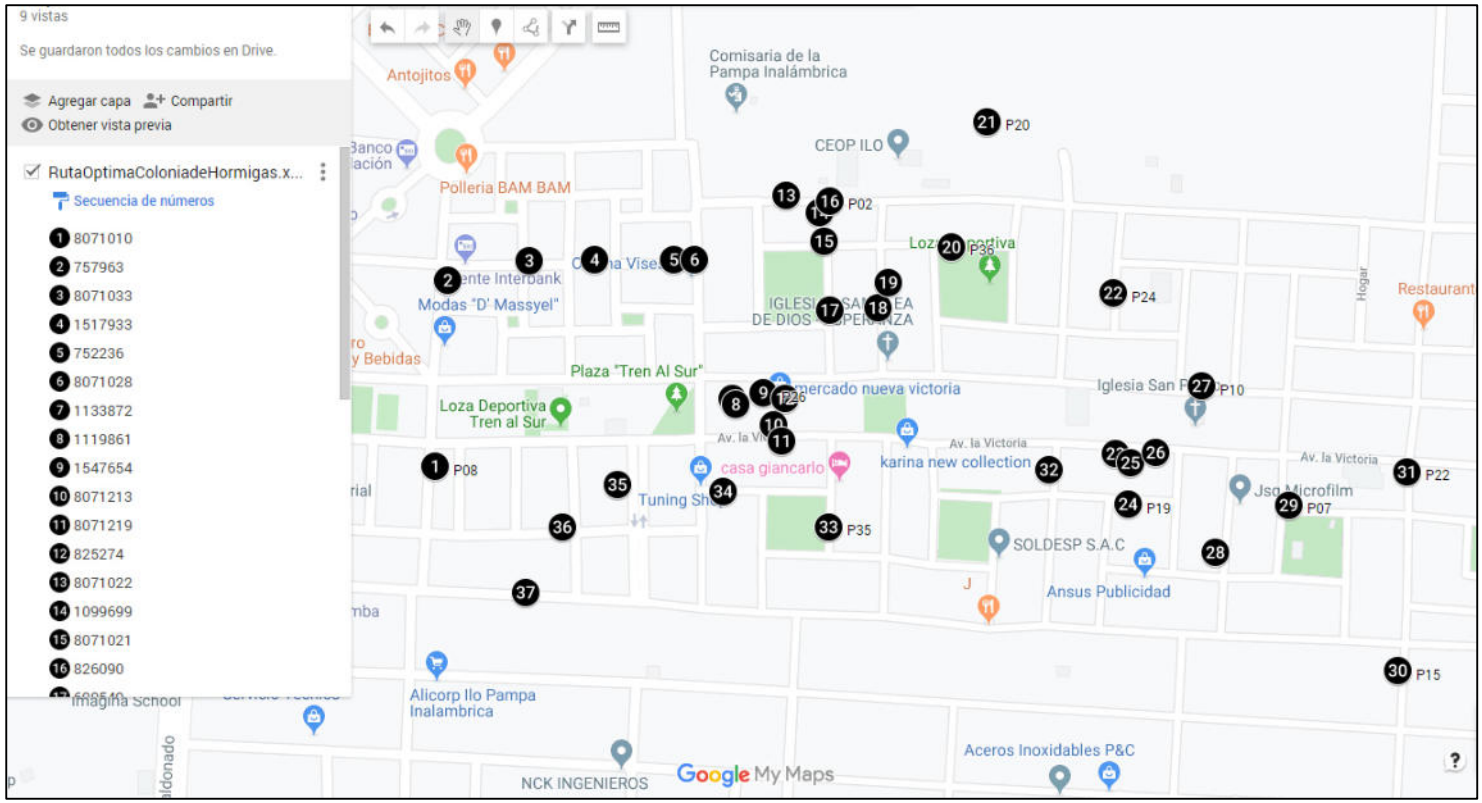


Figura 30: Mapa Generado por el Algoritmo de AntColony optimization

Fuente: Elaboración Propia, Google Maps

Tabla 9: Ruta de Distribución generado por el algoritmo de AntColony

Num	CDCLI	NORSO	DSDIR
1	1547654	CALCINA CHOQUEHUANCA MERCEDES	AS.LA UNION 6 DE JUNIO 11 MCDO
2	1119861	GOMEZ MAMANI GREGORIO	ASOC.LA UNION 6 JUNIO PTO-37
3	8071213	MAMANI HUALLPA JUANA	MDO.NUEVA VICTORIA M 9 L 2
4	653188	RAMOS DE MOSTAJO DOMITILA	AAHH NVA VICTORIA MZ 15 LT 27
5	690548	ARENAS LAURA JULIET M.	AH.NUEVA VICTORIA MZ.7 LT.7
6	681696	MANCHEGO QUISPE RAFAEL	AH.NUEVA VICTORIA MZ10 LT6
7	628697	MAMANI MAQUERA DAVID MARIO	AH.NUEVA VICTORIA MZ 19 LT 14
8	761775	LOPEZ HUANCA JOSEFINA	AH.NUEVA VICTORIA MZ. 14 LT.1
9	884270	MAMANI AROCUTIPA EDWIN GUIDO	MZ.18 LT.14 A.H. NVA VICTORIA
10	8071123	MARIA MAYTA HUARICAYO	NUEVA VICTORIA MZ 18 LT 12
11	1210947	COAGUILLA MAAMNI CARMEN SONIA	NUEVA VICTORIA MZ 2 LT14
12	527791	MEDINA ZEVALLOS ROCIO	NUEVA VICTORIA MZ 3 LT 20
13	8071219	ARAPA CCALLA DE ANCO ISABEL	NUEVA VICTORIA MZ 4 LT19
14	8071022	JULIO RAFAEL TUMPI	NUEVA VICTORIA MZ 5 LT 2
15	8071021	MARIA MAMANI MAYTA	NUEVA VICTORIA MZ 8 LT 19
16	1119859	ROJAS SALAZAR OSCAR NINO	NUEVA VICTORIA MZ. 10 LT. 05
17	1063902	ARPI MAMANI NEVIS	NUEVA VICTORIA MZ.06 LTE.12
18	1099699	CHAVEZ YUCRA JOSE	NUEVA VICTORIA MZ-6 LT-11
19	826090	LUZMARINA ROSI MAMANI CALLOMAM	NUEVA VICTORIA MZA. 8 LOTE 24
20	1550835	MAMANI PACO MARIA MAGDALENA	PMV III NVA VICTORI.MZ 21 LT26
21	845493	QUECCA?O VILLASANTE MARIA	AH LOS ANGELES MZ.79 LT.4
22	1553862	MAMANI APAZA JUAN DE DIOS H.	TREN AL SUR MZ R LT 6
23	8071010	FILOMENO CUTIPA RAMOS	TREN AL SUR P 16
24	8071015	LIDIA ANCOTA AROCUTIPA	TREN AL SUR R 10
25	757963	CALCINA MALDONADO ANDREA	INT. LATINOAMERICANA Y -30
26	1517933	ROQUE TANCARA ELENA MARIZOL	INT. LATINOAMERICANA MZ S LT32
27	752236	PALACIOS ARANA CELIA	INTEG. LATINOAMER.MZ. S LT. 5
28	8071033	CECILIA PACO SINTICALA	INTEGR.LATINOAMERICANA Y-38
29	8071028	JUDITH HERRERA COLQUE	INTEGRACION LATINOAMERICANA
30	1115569	MOROCO QUISPE ROSA	TREN AL SUR MZ. O LT. 13
31	825274	LUPO VDA DE ALE DOMINGA	MCDO.NUEVA VICTORIA P- 4
32	1133872	CHOQUE?A COMDORIMAY RAQUEL	MERCADITO NUEVA VICTORIA PTO.1
33	690549	SALINAS HURTADO HAIDI S.	AH.NUEVA VICTORIA MZ.7 LT.19
34	620193	SALAS VALDIVIA MARIA EUGENIA	AH.NVA VICTORIA MZ.14 LT.26
35	1145398	NU?EZ CAMPOS VICTOR MANUEL	NUEVA VICTORIA MZ. 13 LT. 08
36	1131812	RIVERA ROMERO ELENA MILAGROS	NUEVA VICTORIA MZ. 23 LT. 13
37	894064	DELGADO CHARA?A VIOLETA	LOS ANGELES MZ 79 LTE. 14

Fuente: Elaboración Propia

La ruta que se obtuvo fue puesta en marcha dando un resultado de 33 puntos atendidos correctamente, No atendidos: P15-P22-P19-P20

Comparando los resultados obtenidos con los algoritmos de los vecinos más cercanos, colonia de hormigas y el Q-Learning se puede apreciar que con Q-Learning se logra alcanzar alcanzar casi la totalidad de los puestos de venta, 36 de 37 puestos; mientras que en el caso de los vecinos más cercanos (Nearest Neighbors) sólo se alcanza a atender a 29 puestos de los 37, quedando sin atender 8 puestos.

Así mismo en el caso del algoritmo de colonia de hormigas (Ant Colony) se logra atender a 33 puestos de los 37, quedando sin atender 4 puestos. De esta manera se aprecia que el algoritmo Q-Learning del Reinforcement Learning permite coberturar de una mejor manera la provisión de cada uno de los puestos de venta analizados en el presente trabajo.

Tabla 8: Comparación de los Algoritmos Utilizados

Num	Algoritmo	Resultado	Precisión
1	Q-Learning	36 puestos	0.9729
2	Nearest Neighbors	29 puestos	0.7837
3	Ant Colony	33 puestos	0.8918

Fuente: Elaboración Propia

VI. CONCLUSIONES

6.1.1. Conclusión general:

Se logró aplicar el Reinforcement Learning (Aprendizaje por Refuerzo) para optimizar las rutas de unidades de distribución de la empresa Los Pieros SRL aplicando el Reinforcement Learning para atender adecuadamente 37 puestos de ventas en la provincia de Ilo.

6.1.2. Conclusiones específicas:

- Después de la respectiva recolección y preparación de los datos se logró aplicar el algoritmo Q-Learning del Reinforcement Learning obteniendo las rutas óptimas de las unidades de distribución de la empresa Los Pieros SRL.
- Se logró comparar los resultados obtenidos por el algoritmo Q-Learning del Reinforcement Learning con el Algoritmo de los Vecinos Más Cercanos (Nearest Neighbors) y el algoritmo Colonia de Hormigas (Ant Colony), mostrando la superioridad del algoritmo Q-Learning respecto a los dos algoritmos con los que fue comparado, ya que en el caso de Q-Learning se llegó alcanzar casi la totalidad de los puestos de venta (36/37) mientras que en los otros casos de 4 a más puestos de venta no pudieron atenderse adecuadamente, por lo que se concluye que el algoritmo Q-Learning de Reinforcement Learning es el más adecuado para la solución de este tipo de problemas.

VII. RECOMENDACIONES

- El Aprendizaje por refuerzo (RL), su uso puede ser aplicado a optimizar rutas de transporte público reduciendo el tiempo de espera de los usuarios, o también en la ruta que realiza el bus de la Universidad Nacional de Moquegua.

- En el caso de este proyecto mientras más datos alimentemos el resultado del algoritmo tendrá una mayor precisión y una mejor política de ruta.

- El sistema actúa podría contar con un módulo adicional, que permita generar las rutas usando el algoritmo de q-learning.

- Utilizar como conocimiento el presente trabajo para futuras investigaciones relacionadas con esta materia.

REFERENCIAS.

Antonio Moreno, E. A. (2000). *Aprendizaje automático.* Barcelona: Edicions de la Universitat Politècnica de Catalunya. Obtenido de https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2099.3/36157/9788483019962.pdf

Bermeo Muñoz, E. A. (10 de 02 de 2009). *www.academia.edu.* Recuperado el 15 de 05 de 2019, de https://www.academia.edu/15864695/Redalyc.Dise%C3%B1o_de_un_modelo_de_optimizaci%C3%B3n_de_rutas_de_transporte

Luna Gonzales, J. (8 de Febrero de 2018). *https://medium.com/soldai/tipos-de-aprendizaje-autom%C3%A1tico-6413e3c615e2.* Obtenido de https://medium.com/soldai/tipos-de-aprendizaje-autom%C3%A1tico-6413e3c615e2

Marcela Printista, A., Errecalde, M., & Montoya, C. (Octubre de 2000). *Repositorio institucional de la Universidad Nacional de La Plata.* Obtenido de http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/23363/Documento_completo.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Martínez, A. (9 de Abril de 2018). *https://sg.com.mx/*. Recuperado el 15 de 06 de 2019, de https://sg.com.mx/: https://sg.com.mx/buzz/ponencias/data-day-2018/optimizacion-del-sistema-de-transporte-por-medio-de-aprendizaje-por

NowéIII, A., Martínez-Jiménez, Y., & Fonseca-Reyna, Y. (05 de 09 de 2017). Aprendizaje reforzado aplicado a la programación de tareas. *Reinforcement learning applied to scheduling under real constraints*. Granma, Cuba: Universidad de Granma Facultad de Ciencias Informáticas y Exactas.

Reyes Morales, N. (2016). Modelo de optimización de programación de rutas para una empresa logística peruana. *Revista Industrial Data 19(2)*, 118-123. Recuperado el 19 de 06 de 2019, de http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=81649428015

Rodriguez, J. (2018). *medium.com.* Obtenido de https://medium.com/soldai/tipos-de-aprendizaje-autom%C3%A1tico-6413e3c615e2

SATELCOM. (04 de 06 de 2019). *satelcom.com*. Obtenido de http://track.satelcom.pe:8081/track/Track?page=map.fleet

Taha , H. (2012). Investigación de operaciones. En H. A. Taha, *Investigación de operaciones* (págs. 175-185). MÉXICO: D.R. © 2012 por Pearson Educación de México, S.A. de C.V. Recuperado el 17 de 06 de 2019

WIKIPEDIA. (6 de Junio de 2013). *es.wikipedia.org*. Obtenido de https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Algoritmo_de_la_colonia_de_hormigas

Yi-nan Guo, Jian Cheng, Sha Luo, Dunwei Gong. (2018). Robust Dynamic Multi-objetive Vehicle Routing Optimization Method . *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioninformatics*, (págs. 1981-1903).

Zhang Hao, Xu Shen-si. (2015). Optimization of commercial vehicles distribution routes. *International Conference on Logistics, Informatics and Service Sciences (LISS).* Barcelona, Spain.

ANEXOS

ANEXO 1: POLITICA GENERA POR Q-LEARNING

POLICY	PV	POLICY	PV	POLICY	PV
.....	C017	.X..XXX..XX.XX....XX..XX.....XX.X.X.	C018	X.X.XXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.X..	C018
.....X....	C008	.X..XXX..XX.XX...XXX..XX.....XX.X.X.	C012	X.X.XXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX..	C018
.....X.....	C034	.X..XXX..XXXXX...XXX..XX.....XX.X.X.	C026	X.X.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX..	C018
.....X..X...	C007	.X..XXX..XXXXX...XXX..XX.X....XX.X.X.	C009	X.X.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.	C018
.....X.....	C026	.X..XXX..XXXXX...XXXX.X.....XX.X.X.	C024	X.X.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018
.....X....X...	C021	.X..XXX..XXXXX...XXXX.XX.....XX.X.X.	C015	X.XXXXXXX..XXX..XXXX.XXX...X..XX.XX..	C025
.....X.....	C029	.X..XXX..XXXXXX..XXXX.XX.....XX.X.X.	C022	X.XXXXXXX..XXX..XXXX.XXXX..X..XX.XX..	C016
.....X..X.....	C034	.X..XXX..XXXXXX..XXXXXXX.....XX.X.X.	C017	X.XXXXXXX..XXX.XXXXX.XXXX..X..XX.XX..	C030
.....X..X....X...	C023	.X..XXX..XXXXXX.XXXXXXXX.....XX.X.X.	C033	X.XXXXXXX..XXX.XXXXX.XXXX..X.XXX.XX..	C026
.....X.....	C016	.X..XXX..XXXXXX.XXXXXXXX.....XXXX.X.	C008	X.XXXXXXX..XXX.XXXXX.XXXXX.X.XXX.XX..	C029
.....X.....	C002	.X..XXX.X..XXX...XXX..X....X..XX.XX..	C024	X.XXXXXXX..XXX.XXXXX.XXXXX.XXXXX.XX..	C018
.....X.....	C006	.X..XXX.X..XXX...XXX..X..X.XX.XX.XX..	C024	X.XXXXXXX..XXX.XXXXX.XXXXX.XXXXXXXX..	C018
.....X..X..X.....	C006	.X..XXX.X..XXX...XXX..XX...X..XX.XX..	C017	X.XXXXXXX..XXX.XXXXX.XXXXXXXXXXXXXX..	C018
.....X..X..X....X...	C006	.X..XXX.X..XXX...XXX..XX.X.XX.XX.XX..	C022	X.XXXXXXX..XXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXX..	C018
.....X.....	C015	.X..XXX.X..XXX...XXX.XXX.X.XX.XX.XX..	C017	X.XXXXXXX.XXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXX..	C018
.....X.....	C034	.X..XXX.X..XXX...XXXX.X..X.XX.XX.X...	C024	X.XXXXXXX.XXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.	C018
.....X.....X...	C029	.X..XXX.X..XXX...XXXX.XX.X.XX.XX.X...	C015	X.XXXXXXX.XXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018
.....X.....X....X...	C026	.X..XXX.X..XXX..XXXX..XX...X..XX.XX..	C033	X.XXXXXXX.XXXXX.XXXXXXX.X.XX.XXX.XX.	C025
.....X....X..X.....	C027	.X..XXX.X..XXX..XXXX..XX...X..XXXXX..	C008	X.XXXXXXX.XXXXX.XXXXXXXXX.XX.XXX.XX.	C016
.....X....X..X....X...	C023	.X..XXX.X..XXX..XXXX.XXX.X.XX.XX.XX..	C008	X.XXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXX.XX.XXX.XX.	C030
.....X....XX.X.....	C023	.X..XXX.X..XXXX..XXXX.XX.X.XX.XX.X...	C022	X.XXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXX.XX.	C018
.....X.X..X..X....X...	C006	.X..XXX.X..XXXX..XXXXXXX.X.XX.XX.X...	C017	X.XXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.XX.	C018
.....X.X..XX.X.....	C006	.X..XXX.X..XXXX.XXXXXXXX.X.XX.XX.X...	C008	X.XXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.	C018
.....X...X.....	C018	.X..XXX.X.XXXX...XXX..XX..XX...X.X.X.	C003	X.XXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018
.....X.X...X.....	C031	.X..XXX.XXXXXX...XXX..XX.X....XX.X.X.	C022	X.XXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018
.....X.X...X.....X.....	C007	.X..XXX.XXXXXX...XXX.XXX.X....XX.X.X.	C015	X.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018
.....X.....	C033	.X..XXX.XXXXXX...XXXX.X..XXXX.XX...X.	C024	XX.....	C003
.....X.....X....	C008	.X..XXX.XXXXXX...XXXX.X..XXXX.XX.XX..	C024	XX...XXXXXX.X...X.XXX.XX.XX.X.XXXX...	C018
.....X.....X.....	C030	.X..XXX.XXXXXX...XXXX.XX.XXXX.XX...X.	C022	XX...XXXXXX.X...XXXXX.XX.XX.X.XXXX...	C005
.....X.....X....X.....	C003	.X..XXX.XXXXXX...XXXX.XX.XXXX.XX.XX..	C022	XX..X....X...X..XX.X.....X..X.X...X	C024
.....X.....X.....	C004	.X..XXX.XXXXXX...XXXXXXX.XXXX.XX...X.	C017	XX..X....X...X..XX.X...X...X.X.X...X	C034
.....X.....	C028	.X..XXX.XXXXXX...XXXXXXX.XXXX.XX.XX..	C015	XX..X....X...X..XX.X...X...X.XX..X	C027
.....X.....X.....	C033	.X..XXX.XXXXXX..XXXXXXXX.XXXX.XX...X.	C033	XX..X....X...X..XX.X...X..XX..X.XX..X	C021
.....X.....X....X....	C005	.X..XXX.XXXXXX..XXXXXXXX.XXXX.XXX..X.	C008	XX..X....X...X..XX.XX..X..XX..X.XX..X	C009
.....X.....X..X..X.....	C021	.X..XXX.XXXXXXX..XXX.XXX.X....XX.X.X.	C017	XX..X...XX...X..XX.XX..X..XX..X.XX..X	C007
.....X.....X.X..X..X.....	C013	.X..XXX.XXXXXXX..XXXXXXX.XXXX.XX.XX..	C017	XX..X.X.XX...X..XX.XX..X..XX..X.XX..X	C013
.....X...X.....X.X..X..X.....	C032	.X..XXX.XXXXXXX.XXXX.XXX.X....XX.X.X.	C033	XX..X.X.XX..XX..XX.XX..X..XX..X.XX..X	C011
.....X...X.....X.X..X..X..X.....	C019	.X..XXX.XXXXXXX.XXXX.XXX.X....XXXX.X.	C008	XX..X.X.XXX.XX..XX.XX..X..XX..X.XX..X	C026
.....X...X.....X.X..X..X..X.....	C006	.X..XXX.XXXXXXX.XXXXXXXX.XXXX.XX.XX..	C033	XX..X.X.XXX.XX..XX.XX..X.XXX..X.XX..X	C029
.....X.....	C017	.X..XXX.XXXXXXX.XXXXXXXX.XXXX.XXXXX..	C008	XX..X.X.XXX.XX..XX.XX..X.XXXX.X.XX..X	C023
.....X.....X....	C017	.X..XXXX.XXXXXX.XXXXXXXX.....XXXX.X.	C001	XX..X.X.XXX.XX..XX.XX.XX.XXXX.X.XX..X	C006
.....X.....X.....	C033	.X..XXXXX..XXX..XXXX..XX...X..XXXXX..	C001	XX..X.XX.X.X.X..XX.X.....X..X.X....	C024
.....X.....X.....X....	C001	.X..XXXXX..XXX..XXXX.XXX.X.XX.XX.XX..	C001	XX..X.XX.X.X.X..XX.X...X...X..X.X....	C021
.....X.....X..X.....	C016	.X..XXXXX..XXXX.XXXXXXXX.X.XX.XX.X...	C001	XX..X.XX.X.X.X..XX.XX..X...X..X.X....	C034
.....X.....X.X...X.....X.....	C009	.X..XXXXXXXXX..XXXXXXXX.XXXX.XXX..X.	C001	XX..X.XX.X.X.X..XX.XX..X...X..X.XX...	C027
.....X.....X.....X..X...	C030	.X..XXXXXXXXXX.XXXX.XXX.X....XXXX.X.	C001	XX..X.XX.X.X.X..XX.XX..X..XX..X.XX...	C009
.....X.....X.....XX..X...	C012	.X..XXXXXXXXXX.XXXXXXXX.XXXX.XXXXX..	C001	XX..X.XXXX.X.X..XX.XX..X..XX..X.XX...	C023
.....X...X...X.....XX..X...	C018	.XX.X..X.X.....X...X..XXX....X....	C022	XX..X.XXXX.X.X..XX.XX.XX..XX..X.XX...	C006
.....X...X..X.X.....XX..X...	C001	.XX.X..X.X.....X..XX..XXX....X....	C011	XX..XX.X..XXXX..X.XXX....XX.X.X.XX.X.	C028
.....X.X.....X.X...X.....X.....	C035	.XX.X..X.XX.....X..XX..XXX....X....	C006	XX..XX.X..XXXX..X.XXX....XXXX.X.XX.X.	C037
.....X.X.....X.X...X.....X...X..	C012	.XX.XX.X.XX.....X..XX..XXX....X....	C032	XX..XX.X..XXXX..X.XXX....XXXX.X.XX.XX	C018
.....X.X..X.....X.X...X.....X...X..	C028	.XX.XX.X.XX.....X..XX..XXX...XX....	C015	XX..XX.X..XXXX..XXXXX....XXXX.X.XX.XX	C023

.....X.X..X.....X.X...X...X..X...X..	C014	.XX.XX.X.XX...X...X..XX..XXX...XX....	C020	XX..XX.X..XXXX..XXXXX.X..XXXX.X.XX.XX	C032
.....X.X..X.X...X.X...X...X..X...X..	C034	.XX.XX.X.XX...X...XX.XX..XXX...XX....	C001	XX..XX.X..XXXX..XXXXX.X..XXXX.XXXX.XX	C007
.....X.X..X.X...X.X...X...X..X..XX..	C029	.XX.XXX.X.XXXX...XXX..XX..XX...X.X.X.	C004	XX..XX.X.XXXXX..XXXXX.X..XXXX.XXXXXXX	C024
.....X.X..X.X...X.X...X...XX.X..XX..	C013	.XXXXXX.X.XXXX...XXX..XX..XX...X.X.X.	C016	XX..XX.X.XXXXX..XXXXX.XX.XXXX.XXXXXXX	C007
.....X.X..XXX...X.X...X...XX.X..XX..	C032	.XXXXXX.X.XXXX.X.XXX..XX..XX...X.X.X.	C030	XX..XXX.XXX.XX..XX.XX.XX.XXXX.X.XX..X	C019
.....X.X..XXX...X.X...X...XX.XX.XX..	C019	.XXXXXX.X.XXXX.X.XXX..XX..XX.X.X.X.X.	C017	XX..XXX.XXX.XX..XXXXX.XX.XXXX.X.XX..X	C032
.....X.X..XXX...XXX...X...XX.XX.XX..	C006	.XXXXXX.X.XXXX.XXXXX..XX..XX.X.X.X.X.	C008	XX..XXX.XXX.XX..XXXXX.XX.XXXX.XXXX..X	C008
.....X.....X.....X.....XX.....X.....X.	C019	.XXXXXXXX.XXXX.XXXXX..XX..XX.X.X.X.X.	C001	XX..XXXX..XXXX..XXXXX.X..XXXX.XXXX.XX	C010
.....X.....X.....X.....	C019	X.....	C002	XX..XXXX.XXXXX..XXXXX.X..XXXX.XXXX.XX	C009
.....X.....X..X..X.....	C019	X.....X.....X....	C031	XX..XXXX.XXXXX..XXXXX.XX.XXXX.XXXXXXX	C009
.....X.....X..X..X....X...	C019	X.....X.....X.X....	C005	XX..XXXX.XXXXXX.XXXXXXXX.....XXXX.X.	C003
.....X.....X.X..X..X....X...	C019	X.....X.....X.....	C029	XX..XXXXX..XXX..XXXX..XX...X..XXXXX..	C003
.....X.....X.X..XX.X.....	C019	X.....X.....X.....X....	C029	XX..XXXXX..XXX..XXXX.XXX.X.XX.XX.XX..	C003
.....X.....X.....	C032	X.....X.....X.....X.X....	C012	XX..XXXXX..XXXX.XXXXXXXX.X.XX.XX.X...	C003
.....X.....X.....X.....	C013	X.....X.....X.....X.....	C026	XX..XXXXXX.X.X..XX.XX.XX..XX..X.XX...	C013
.....X.....X...X.....	C032	X.....X.....X.....X...X....	C026	XX..XXXXXX.XXX..XX.XX.XX..XX..X.XX...	C019
.....X.....X...X.....X.....	C013	X.....X.....X.....X.....X....	C034	XX..XXXXXX.XXX..XXXXX.XX..XX..X.XX...	C032
.....X.....X...X..X..X.....	C032	X.....X.....X.....X.....XX...	C021	XX..XXXXXX.XXX..XXXXX.XX..XX..XXXX...	C011
.....X.....X...X..X..X....X...	C032	X.....X.....X.....X.....X....	C029	XX..XXXXXXX.X...XXXXX.XX.XX.X.XXXX...	C012
.....X.....X...X..X..X..X.....	C013	X.....X.....X.....X..X.....	C024	XX..XXXXXXX.XX..XXXXX.XX.XXXX.XXXX..X	C022
.....X.....X...X..X..X..X.X...	C013	X.....X.....X.....X..X...X....	C027	XX..XXXXXXX.XX..XXXXXXXX.XXXX.XXXX..X	C015
.....X.....X.X.X..X..X....X...	C032	X.....X.....X.....XX.X...X....	C034	XX..XXXXXXX.XXX.XXXXXXXX.XXXX.XXXX..X	C003
.....X.....X.X.X..X..X.X.X...	C013	X.....X.....X.....XX.X...XX...	C021	XX..XXXXXXXXX...XXXXX.XX.XX.X.XXXX...	C014
.....X.....X.X.X..XX.X.....	C032	X.....X.....X.....X.X..X.....	C014	XX..XXXXXXXXXX..XXXX..X..X.XX.X..XX..	C024
.....X.....X.X.X..XX.X..X.....	C013	X.....X.....X.....X.....	C006	XX..XXXXXXXXXX..XXXX..XX.X.XX.X..XX..	C003
.....X.....X.....X.....X.....	C023	X.....X.....X.....X..XX.X...XX...	C006	XX..XXXXXXXXXX..XXXXX.X..XXXX.XXXX.XX	C004
.....X.....X.....X...X.....X.....	C009	X.....X.....X...X.....X.....XX...	C026	XX..XXXXXXXXXX..XXXXX.XX..XX..XXXX...	C036
.....X.....X.....X..X..X..X.....	C034	X.....X.....X...X....XX.....XX...	C029	XX..XXXXXXXXXX..XXXXX.XX..XX..XXXX.X.	C026
.....X.....X.....X..X..X..X.X.X...	C009	X.....X.....X...X....XX.X...XX...	C006	XX..XXXXXXXXXX..XXXXX.XX.XX.X.XXXX...	C015
.....X.....X.....X.X.X..X..X.X.X...	C009	X.....X.....X..X.....X.X..X.....	C020	XX..XXXXXXXXXX..XXXXX.XX.XXX..XXXX.X.	C029
.....X.....X.....X.X.X..XX.X..X.....	C011	X.....X.....X..X..X...X.X..X.....	C018	XX..XXXXXXXXXX..XXXXX.XX.XXXX.XXXX.X.	C022
.....X....X.X.....X....X.....X.....	C036	X.....X.....X..XX.X...X.X..X.....	C031	XX..XXXXXXXXXX..XXXXX.XX.XXXX.XXXXXXX	C022
.....X....X.X.....X....X.....X...X.	C034	X.....X.....X..XX.X...X.X..X.X.....	C035	XX..XXXXXXXXXX..XXXXXXXX.XXXX.XXX..X.	C003
.....X....X.X.....X....X.....X.X.X.	C021	X.....X.....X..XX.X...X.X..X.X...X..	C005	XX..XXXXXXXXXX..XXXXXXXX.XXXX.XXXX.X.	C015
.....X....X.X.....X.X.X.....X.X.X.	C007	X.....X...X....X.....X.X....	C005	XX..XXXXXXXXXX..XXXXXXXX.XXXX.XXXXXXX	C015
.....X....X.X.....X.X.X..X..X.X...	C027	X.....X....X...X.X.....XX..X...	C008	XX..XXXXXXXXXX.XXXX.XXX.X....XXXX.X.	C025
.....X....X.X.....X.X.X..XX.X..X.....	C036	X.....XX...X...X.X.....XX..X...	C017	XX..XXXXXXXXXX.XXXX.XXXXX....XXXX.X.	C003
.....X....X.X.....X.X.X..XX.X..X...X.	C009	X.....XX...X...XXX.....XX..X...	C024	XX..XXXXXXXXXX.XXXXX.XX.XX.X.XXXX...	C022
.....X....X.X.....X.X.X..XX.X..X.X...	C009	X.....XX...X...XXX.....X.....XX..X...	C026	XX..XXXXXXXXXX.XXXXXXXX.XX.X.XXXX...	C003
.....X..X...X.....X...X.....X.....	C034	X.....XX...X...XXX.....X.X...XX..X...	C004	XX..XXXXXXXXXX.XXXXXXXX.XXXX.XXXX.X.	C003
.....X..X...X.....X...X.....X.X...	C007	X.....X.X.....X.....X.....	C019	XX..XXXXXXXXXX.XXXXXXXX.XXXX.XXXXX..	C003
.....X..X...X.....X...X..X..X.X.X...	C007	X....X.X.....X.....X..XX.X...XX...	C019	XX..XXXXXXXXXX.XXXXXXXX.XXXX.XXXXXXX	C003
.....X..X...X.....X.X.X..X..X.X.....	C024	X....X.X.....X...X....XX.X...XX...	C019	XX.XX.XXXX.X.XXXXX.XXX.X.X.XXXX..X...	C027
.....X..X...X.....X.X.X..X..X.X.X...	C007	X....X.X.....X.X...X.....	C013	XX.XX.XXXX.X.XXXXX.XXX.X.XXXXXX..X...	C013
.....X..X...X.....X.X.XX.X..X..X.....	C014	X....X.X.....X.X...X..XX.X...XX...	C032	XX.XX.XXXX.XXXXXXX.XXX.X.XXXXXX..X...	C003
.....X..X...XX....X.X.XX.X..X..X.....	C020	X....X.X.....X.X...X..XX.X..XXX...	C013	XX.XXX.XXXXXXXXXXXXXXX..XXXXXXXXXXX..	C018
.....X..X...XX....XXX.XX.X..X..X.....	C010	X....X.X.....X.X.X....XX.X...XX...	C011	XX.XXX.XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXX..	C018
.....X.X.X.X.....X.X.X..XX.X..X...X.	C007	X....X.X....X...X.X...X.....	C011	XX.XXX.XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXX.	C018
.....X..X.X.X.....X.X.X..XX.X..X..X...	C007	X....X.X....X...X.X...X..XX.X..XXX...	C011	XX.XXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.	C018
.....X..XX..XX....XXX.XX.X..X..X.....	C028	X....X.X..X.....X.X.X....XX.X...XX...	C036	XX.XXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018
.....X..XX..XX....XXX.XX.X.XX..X.....	C018	X....X.X..X.....X.X.X....XX.X...XX.X.	C013	XX.XXXXXXXXXX..XXXXX.X..XXXX.XXXX.XX	C003
.....X..XX..XX...XXXX.XX.X.XX..X.....	C012	X....X.X..X.X...X.X...X.....	C026	XX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018
.....X..XX.XXX...XXXX.XX.X.XX..X.....	C031	X....X.X..X.X...X.X...X..X.....	C029	XXX.....	C004
.....X..XX.XXX...XXXX.XX.X.XX.XX.....	C035	X....X.X..X.X...X.X...X..X..X.....	C034	XXX.XX.X.XX...X...XX.XX..XXX...XX....	C018
.....X..XX.XXX...XXXX.XX.X.XX.XX..X..	C005	X....X.X..X.X...X.X...X..X..X....X...	C009	XXX.XX.X.XX...X..XXX.XX..XXX...XX....	C012
.....XX.....X.....X...X.....X.....	C005	X....X.X..X.X...X.X...X..XX.X..XXX...	C021	XXX.XX.X.XXX..X..XXX.XX..XXX...XX....	C030
.....XX...X.X.....X.X.X.....X.X.X.	C005	X....X.X..X.X...X.X.X....XX.X...XX.X.	C023	XXX.XX.X.XXX..X..XXX.XX..XXX.X.XX....	C016
.....XX.X...X.....X...X.....X.X...	C005	X....X.X..X.X...X.X.X.X..XX.X...XX.X.	C032	XXX.XX.X.XXX..XX.XXX.XX..XXX.X.XX....	C007

.....XX.X...X.....X...X..X..X..X.X...	C005	X....X.X..X.X...X.X.X.X..XX.X..XXX...	C009	XXX.XXXX.XXX..XX.XXX.XX..XXX.X.XX....	C034
.....XX.X...X.....X.X.X..X..X.X...	C005	X....X.X..X.X...X.X.X.X..XX.X..XXX.X.	C014	XXX.XXXX.XXX..XX.XXX.XX..XXX.X.XXX...	C031
.....XX.X..XXX...XXX...X...XX.XX.XX..	C023	X....X.X..X.XX..X.X.X.X..XX.X..XXX.X.	C020	XXX.XXXX.XXX..XX.XXX.XX..XXX.XXXXX...	C014
.....XX.X..XXX...XXX..XX...XX.XX.XX..	C022	X....X.X..X.XX..X.XXX.X..XX.X..XXX.X.	C018	XXX.XXXX.XXX.XXX.XXX.XX..XXX.XXXXX...	C018
.....XX.X..XXX...XXX.XXX...XX.XX.XX..	C015	X....X.X..X.XX..XXXXX.X..XX.X..XXX.X.	C012	XXX.XXXX.XXX.XXXXXXX.XX..XXX.XXXXX...	C018
.....XX.X..XXXX..XXX.XXX...XX.XX.XX..	C017	X....X.X..XXXX..XXXXX.X..XX.X..XXX.X.	C031	XXX.XXXX.XXX.XXXXXXXXXX..XXX.XXXXX...	C029
.....XX.X..XXXX.XXXX.XXX...XX.XX.XX..	C008	X....X.X..XXXX..XXXXX.X..XX.X.XXXX.X.	C035	XXX.XXXX.XXX.XXXXXXXXXX..XXXXXXXXX...	C036
.....XX.X.X.....X.X.X..XX.X..X...X.	C005	X....X.X..XXXX..XXXXX.X..XX.X.XXXXXX.	C005	XXX.XXXX.XXX.XXXXXXXXXX..XXXXXXXX.X.	C013
.....XX.X.X.X.....X.X.X..XX.X..X.X...	C005	X....X.XX.X.X...X.X...X..X.X....X...	C007	XXX.XXXX.XXXXXX.XXXXXXXX.....XXXX.X.	C004
.....XXXX..XXXX.XXXX.XXX...XX.XX.XX..	C001	X....X.XX.X.X...X.X.X.X..XX.X..XXX...	C007	XXX.XXXX.XXXXXXXXXXXXX..XXXXXXXX.X.	C035
....X.....	C012	X....XXXX..XXXX.XXXX.XXX...XX.XX.XX..	C003	XXX.XXXX.XXXXXXXXXXXXX..XXXXXXXXXX.	C037
....X.....X..	C031	X....XXXX.X.X...X.X...X..X.X....X...	C005	XXX.XXXX.XXXXXXXXXXXXX..XXXXXXXXXXX	C024
....X.....X...X..	C012	X....XXXX.X.X...X.X.X.X..XX.X..XXX...	C024	XXX.XXXX.XXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXX	C009
....X.....X.....X....X...	C035	X....XXXX.X.X...X.X.X.XX.XX.X..XXX...	C010	XXX.XXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018
....X.....X.....X....XX..	C031	X....XXXXXX.X...X.X.X.XX.XX.X..XXX...	C031	XXX.XXXXX..XXX..XXXX..XX...X..XXXXX..	C004
....X.....X.....X.X..XX..	C012	X....XXXXXX.X...X.X.X.XX.XX.X.XXXX...	C020	XXX.XXXXX..XXX..XXXX.XXX.X.XX.XX.XX..	C004
....X.....X.....	C018	X....XXXXXX.X...X.XXX.XX.XX.X.XXXX...	C002	XXX.XXXXX..XXXX.XXXXXXXX.X.XX.XX.X...	C004
....X.....X.....X...X..	C018	X...X.....X.....X.X....	C018	XXX.XXXXXXX.XXX.XXXXXXXX.XXXX.XXXX..X	C004
....X.....X.....X.....X.X..XX..	C018	X...X.....XX.....X.X....	C028	XXX.XXXXXXXXXX..XXXX..XX.X.XX.X..XX..	C004
....X.....X.....X.....	C028	X...X.....XX.....X..X.X....	C037	XXX.XXXXXXXXXX..XXXXXXXX.XXXX.XXX..X.	C004
....X.....X.....X.....X...X..	C020	X...X.....XX.....X..X.X...X	C010	XXX.XXXXXXXXXX.XXXX.XXXXX....XXXX.X.	C016
....X.....X.....X.....X.....	C020	X...X....X.....XX.....X..X.X...X	C020	XXX.XXXXXXXXXX.XXXXXXXX.XX.X.XXXX...	C004
....X.....X.....X..X.....X.X..XX..	C020	X...X....X.....XX.X.....X..X.X...X	C014	XXX.XXXXXXXXXX.XXXXXXXX.XXXX.XXXX.X.	C004
....X.....X.....X.X.....X...X..	C014	X...X....X...X.XX.X.....X..X.X...X	C002	XXX.XXXXXXXXXX.XXXXXXXX.XXXX.XXXXX..	C004
....X.....X.....X.X.....X.....	C014	X...X..X.....X...X....XX.X...XX...	C006	XXX.XXXXXXXXXX.XXXXXXXX.XXXX.XXXXXXX	C016
....X.....X.....X.XX.....X.X..XX..	C014	X...X..X.....X..XX.X...X.X..X.X...X..	C007	XXX.XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXX....XXXX.X.	C030
....X.....X.X...X.X.....X...X..	C028	X...X..X...X....X.....X.X....	C007	XXX.XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXX...XXXXX.X.	C018
....X.....X.X...X.X.....X.....	C002	X...X.XX.....X..XX.X...X.X..X.X...X..	C009	XXX.XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXX..XXXXX.X.	C018
....X.....X.X...X.X.....X..X...X..	C006	X...X.XX...X....X.....X.X....	C018	XXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXX.XXXXXXX	C004
....X.....X.X...X.XX.....X.X..XX..	C028	X...X.XX...X....XX.....X.X....	C028	XXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXX	C004
....X.....X.X...X.XX.....XX.X..XX..	C007	X...X.XX...X....XX.....X..X.X....	C010	XXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX..XXXXX.X.	C018
....X....X.....X....X....	C008	X...X.XX.X.X....XX.....X..X.X....	C020	XXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXX.X.	C018
....X..X.X.....X....X....	C026	X...X.XX.X.X....XX.X.....X..X.X....	C014	XXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXX.	C018
....X..X.X.....X.X....X....	C023	X...X.XX.X.X.X..XX.X.....X..X.X....	C002	XXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.	C018
....X..X.X.....X..X.X....X....	C019	X...X.XXX....X..XX.X...X.X..X.X...X..	C034	XXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018
....X..X.X.....X...X..X.X....X....	C003	X...X.XXX....X..XX.X...X.X..X.X..XX..	C006	XXXX.....	C005
....X.X....X.X...X.XX.....XX.X..XX..	C024	X...XX.X.....X...X....XX.X...XX...	C011	XXXXX.....	C006
....X.X....X.X...X.XX..X...XX.X..XX..	C006	X...XX.X..X.....X...X....XX.X...XX...	C013	XXXXX.XXXX.XXXXXXX.XXX.X.XXXXXX..X...	C025
....XX.....X.X...X.X.....X..X...X..	C019	X...XX.X..X.X...X...X....XX.X...XX...	C036	XXXXX.XXXX.XXXXXXX.XXX.XXXXXXXX..X...	C011
....XX.....X.X...XXX.....X..X...X..	C013	X...XX.X..X.X...X...X....XX.X...XX.X.	C019	XXXXX.XXXXXXXXXXX.XXX.XXXXXXXX..X...	C006
....XX.....XXX...XXX.....X..X...X..	C011	X...XX.X..X.X...X.X.X....XX.X...XX.X.	C031	XXXXXX.....	C007
....XX....XXXX...XXX.....X..X...X..	C036	X...XX.X..X.X...X.X.X....XX.X.X.XX.X.	C012	XXXXXXX.....	C008
....XX....XXXX...XXX.....X..X...XX.	C032	X...XX.X..XXX...X.X.X....XX.X.X.XX.X.	C020	XXXXXXXX.....	C009
....XX....XXXX...XXX.....X..XX..XX.	C023	X...XX.X..XXX...X.XXX....XX.X.X.XX.X.	C014	XXXXXXX.XXXXX.XXXXXXX.....XXXX.X.	C025
....XX....XXXX...XXX..X....X..XX..XX.	C026	X...XX.X..XXXX..X.XXX....XX.X.X.XX.X.	C002	XXXXXXX.XXXXX.XXXXXXXX.....XXXX.X.	C016
....XX....XXXX...XXX..X..X.X..XX..XX.	C029	X...XX.X..XXXX..XXXXX.X..XX.X.XXXXXX.	C028	XXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXX.....XXXX.X.	C030
....XX....XXXX...XXX..X..X.XX.XX..XX.	C007	X...XX.X..XXXX..XXXXX.X..XXXX.XXXXXX.	C037	XXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXX....XXXXX.X.	C026
....XX.XX.XXX...XXXX.XX.X.XX.XX..X..	C007	X...XX.X..XXXX..XXXXX.X..XXXX.XXXXXXX	C010	XXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXX...XXXXX.X.	C018
....XXX.....X.....X...X.....X.....	C035	X...XX.X.XXXXX..XXXXX.X..XXXX.XXXXXXX	C002	XXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXX...XXXXX.X.	C018
....XXX.....X.....X...X.....X..X..	C031	X...XXX.X.XXXXX.XXXXXXXX.X.XX.XXX.XX.	C008	XXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXX.X.	C018
....XXX.....X.....X...X.....XX..X..	C012	X...XXXX..XXXX..XXXXX.XX...XX.XXXXX..	C022	XXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXX.	C018
....XXX....X.X...X.XX..X...XX.X..XX..	C019	X...XXXX..XXXX..XXXXXXXX...XX.XXXXX..	C015	XXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.	C018
....XXX....X.X...XXXX..X...XX.X..XX..	C032	X...XXXX..XXXXX.XXXXXXXX...XX.XXXXX..	C003	XXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018
....XXX....X.X...XXXX..X...XX.XX.XX..	C013	X...XXXXX....X..XX.X...X.X..X.X..XX..	C013	XXXXXXXX.....	C010
....XXX....XX.....X...X.....XX..X..	C018	X...XXXXX...XX..XX.X...X.X..X.X..XX..	C032	XXXXXXXX..XXX..XXXX..XX...X..XXXXX..	C025
....XXX....XX....XX...X.....XX..X..	C028	X...XXXXX...XX..XX.X...X.X..X.XX.XX..	C023	XXXXXXXX..XXX..XXXX..XXX..X..XXXXX..	C016
....XXX....XX....XX...X....X..XX..X..	C020	X...XXXXX...XX..XX.X..XX.X..X.XX.XX..	C019	XXXXXXXX..XXX..XXXX.XXX.X.XX.XX.XX..	C025
....XXX....XX....XXX..X....X..XX..X..	C014	X...XXXXX...XX..XXXX..XX.X..X.XX.XX..	C015	XXXXXXXX..XXX..XXXX.XXXXX.XX.XX.XX..	C016

....XXX....XXX...XXX..X....X..XX..X..	C024	X...XXXXX...XXX.XXXX..XX.X..X.XX.XX..	C022	XXXXXXXXX..XXX.XXXXX..XXX..X..XXXXX..	C030
....XXX....XXX...XXX..XX...X..XX..X..	C009	X...XXXXX...XXX.XXXX.XXX.X..X.XX.XX..	C016	XXXXXXXXX..XXX.XXXXX..XXX..X.XXXXXX..	C026
....XXX....XXX...XXXX..X...XX.XX.XX..	C011	X...XXXXX...XXXXXXXX.XXX.X..X.XX.XX..	C030	XXXXXXXXX..XXX.XXXXX..XXXX.X.XXXXXX..	C029
....XXX...X.X.....X.X.X.........X.X.X.	C031	X...XXXXX...XXXXXXXX.XXX.X..XXXX.XX..	C025	XXXXXXXXX..XXX.XXXXX..XXXX.XXXXXXXX..	C015
....XXX...X.X.....X.X.X.........XX.X.X.	C012	X...XXXXX...XXXXXXXX.XXXXX..XXXX.XX..	C003	XXXXXXXXX..XXX.XXXXX.XXXXX.XX.XX.XX..	C018
....XXX...XXX.....X.X.X.........XX.X.X.	C018	X...XXXXX..XXX..XXXX.XXX...X..XX.XX..	C003	XXXXXXXXX..XXX.XXXXX.XXXXX.XXXXX.XX..	C018
....XXX...XXX....XX.X.X.........XX.X.X.	C010	X...XXXXX.X.X...X.X...X..X..X....X...	C035	XXXXXXXXX..XXX.XXXXX.XXXXX.XXXXXXXX..	C018
....XXX...XXXX...XXX..X..X.XX.XX..XX.	C024	X...XXXXX.X.X...X.X...X..X..X....XX..	C031	XXXXXXXXX..XXX.XXXXX.XXXXXXXXXXXXXX..	C018
....XXX...XXXX...XXX..XX.X.XX.XX..XX.	C009	X...XXXXX.X.X...X.X...X..X..X.X..XX..	C012	XXXXXXXXX..XXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX..	C018
....XXX...XXXX...XXXX..X...XX.XX.XX..	C023	X...XXXXX.XXX...X.X...X..X..X.X..XX..	C018	XXXXXXXXX..XXXX.XXXXXXXX.X.XX.XX.X...	C025
....XXX...XXXX...XXXX.XX...XX.XX.XX..	C017	X...XXXXX.XXX...XXX...X..X..X.X..XX..	C028	XXXXXXXXX..XXXX.XXXXXXXXX.XX.XX.X...	C016
....XXX...XXXX..XXXXX.XX...XX.XX.XX..	C033	X...XXXXX.XXX...XXX...X..X.XX.X..XX..	C010	XXXXXXXXX..XXXXXXXXX..XXXX.XXXXXXXX..	C022
....XXX...XXXX..XXXXX.XX...XX.XXXXX..	C008	X...XXXXX.XXXXX.XXXXXXXX.X.XX.XXX.XX.	C004	XXXXXXXXX..XXXXXXXXX.XXXXX.XXXXXXXX..	C018
....XXX..XXXX....XX.X.X.........XX.X.X.	C020	X...XXXXXX.XXX..XXXXXXXX.X.XX.XXX.X..	C003	XXXXXXXXX..XXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXX..	C018
....XXX..XXXX....XXXX.X.........XX.X.X.	C014	X...XXXXXXXXX...XXX...X..X.XX.X..XX..	C020	XXXXXXXXX..XXXXXXXXXXXXXXX.XX.XX.X...	C030
....XXX..XXXXX...XXXX.X.........XX.X.X.	C002	X...XXXXXXXXX...XXXX..X..X.XX.X..XX..	C014	XXXXXXXXX..XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXX.X...	C018
....XXX.X...X.....X...X.........X.X...	C035	X...XXXXXXXXX..XXXX..X..X.XX.X..XX..	C002	XXXXXXXXX..XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXX...	C018
....XXX.X...X.....X...X.........X.XX..	C031	X..X...X.....XXX....X..X....X..X....	C006	XXXXXXXXX..XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX...	C018
....XXX.X...X.....X...X.........XX.XX..	C012	X..X..XX...X...XXX.....X.X...XX..X...	C005	XXXXXXXXX..XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX..	C018
....XXX.X...X.....X...X..X..X..X.X...	C035	X..X.X.X.....XXX....X..X....X..X....	C019	XXXXXXXXX.XXXX.XXXXX..XX..XX.X.X.X.X.	C029
....XXX.X...X.....X...X..X..X..X.XX..	C031	X..X.X.X.....XXX.X..X..X....X.X....	C032	XXXXXXXXX.XXXX.XXXXX..XX..XXXX.X.X.X.	C021
....XXX.X...X.....X...X..X..X.XX.XX..	C012	X..X.X.X.....XXX.X..X..X....X.XX....	C013	XXXXXXXXX.XXXX.XXXXXX.XX..XXXX.X.X.X.	C015
....XXX.X...X.....X.X.X..X..X..X.X...	C031	X..X.X.X....X.XXX.X..X..X....X.XX....	C011	XXXXXXXXX.XXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX..	C018
....XXX.X...X.....X.X.X..X..X.XX.X...	C012	X..X.X.X..X.X.XXX.X..X..X....X.XX....	C026	XXXXXXXXX.XXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.	C018
....XXX.X..XX.....X...X.......XX.XX..	C018	X..X.X.X..X.X.XXX.X..X..XX...X.XX....	C029	XXXXXXXXX.XXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018
....XXX.X..XX.....X...X..X..X.XX.XX..	C018	X..X.X.X..X.X.XXX.X..X..XX..XX.XX....	C027	XXXXXXXXX.XXXXXXXXXXX.XX..XXXX.X.X.X.	C022
....XXX.X..XX.....X.X.X..X..X.XX.X...	C018	X..X.X.X..X.X.XXX.X..X..XXX.XX.XX....	C034	XXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXX..XXXX.X.X.X.	C033
....XXX.X..XX....XX...X.......XX.XX..	C028	X..X.X.X..X.X.XXX.X..X..XXX.XX.XXX...	C021	XXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXX..XXXX.XXX.X.	C026
....XXX.X..XX....XX...X....X..XX.XX..	C020	X..X.X.X..X.X.XXX.X.XX..XXX.XX.XXX...	C009	XXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXX.XXXXX.XXX.X.	C031
....XXX.X..XX....XX...X..X..X.XX.XX..	C028	X..X.X.XX.X.X.XXX.X.XX..XXX.XX.XXX...	C005	XXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXX.X.	C035
....XXX.X..XX....XX...X..X.XX.XX.XX..	C020	X..XX.XX...X...XXX.....X.X...XX..X...	C021	XXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXX.	C037
....XXX.X..XX....XX.X.X..X..X.XX.X...	C028	X..XX.XX...X...XXX..X..X.X...XX..X...	C010	XXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXX	C010
....XXX.X..XX....XX.X.X..X.XX.XX.X...	C020	X..XX.XX.X.X...XXX..X..X.X....XX..X...	C029	XXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX...	C018
....XXX.X..XX....XXX..X....X..XX.XX..	C014	X..XX.XX.X.X...XXX..X..X.X..XXX..X...	C028	XXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.X.	C018
....XXX.X..XX....XXX..X..X.XX.XX.XX..	C014	X..XX.XX.X.X...XXX..X..X.X.XXXX..X...	C014	XXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX..	C018
....XXX.X..XX....XXXX.X..X.XX.XX.X...	C014	X..XX.XX.X.X.X.XXX..X..X.X.XXXX..X...	C020	XXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.	C018
....XXX.X..XXX...XXX..X....X..XX.XX..	C002	X..XX.XX.X.X.X.XXX.XX..X.X.XXXX..X...	C015	XXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018
....XXX.X..XXX...XXX..X..X.XX.XX.XX..	C002	X..XX.XX.X.X.XXXXX.XX..X.X.XXXX..X...	C009	XXXXXXXXX.....	C011
....XXX.X..XXX...XXX..XX...X..XX..X..	C034	X..XX.XXXX.X.XXXXX.XX..X.X.XXXX..X...	C022	XXXXXXXXXX.....	C012
....XXX.X..XXX...XXX..XX...X..XX.XX..	C022	X..XX.XXXX.X.XXXXX.XXX.X.X.XXXX..X...	C002	XXXXXXXXXX.XXX.XXXXXXX.XXXX.XXXX..X	C025
....XXX.X..XXX...XXX.XXX...X..XX.XX..	C017	X..XXX.XX.X.X.XXX.X.XX..XXX.XX.XXX...	C035	XXXXXXXXXX.XXX.XXXXXXXXXXX.XXXX..X	C016
....XXX.X..XXX...XXXX.X..X.XX.XX.X...	C002	X..XXX.XX.X.X.XXX.X.XX..XXX.XX.XXXX..	C031	XXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXX.XXXX..X	C030
....XXX.X..XXX..XXXX.XXX...X..XX.XX..	C008	X..XXX.XX.X.X.XXX.X.XX..XXX.XXXXXXX..	C012	XXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX..X	C018
....XXX.X.X.X.....X.X.X..XX.X..X...X.	C031	X..XXX.XX.XXX.XXX.X.XX..XXX.XXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.XX	C018
....XXX.X.X.X.....X.X.X..XX.X..X.X...	C035	X..XXX.XX.XXX.XXXXX.XX..XXX.XXXXXXX..	C028	XXXXXXXXXXX.....	C013
....XXX.X.X.X.....X.X.X..XX.X..X.XX..	C031	X..XXX.XX.XXX.XXXXX.XX..XXXXXXXXXX..	C010	XXXXXXXXXXXX.....	C014
....XXX.X.X.X.....X.X.X..XX.X.XX...X.	C012	X..XXX.XXXXXX.XXXXX.XX..XXXXXXXXXX..	C020	XXXXXXXXXXXXX.....	C015
....XXX.X.X.X.....X.X.X..XX.X.XX.XX..	C012	X..XXX.XXXXXX.XXXXXXX..XXXXXXXXXX..	C014	XXXXXXXXXXXXX..XXXX..XX.X.XX.X..XX..	C025
....XXX.X.XXX.....X.X.X..XX.X.XX...X.	C018	X..XXX.XXXXXXXXXXXXXX..XXXXXXXXXX..	C002	XXXXXXXXXXXXX..XXXX..XXXX.XX.X..XX..	C016
....XXX.X.XXX.....X.X.X..XX.X.XX.XX..	C018	X..XXXXXX.XXXXX.XXXXXXXX.X.XX.XXX.XX.	C003	XXXXXXXXXXXXX..XXXXX.X..XXXX.XXXX.XX	C025
....XXX.X.XXX....XX.X.X..XX.X.XX...X.	C028	X.X.....X.....X.....X.....	C008	XXXXXXXXXXXXX..XXXXX.X.XXXXX.XXXX.XX	C016
....XXX.X.XXX....XX.X.X..XX.X.XX.XX..	C028	X.X....X.....X.....X....X.....	C017	XXXXXXXXXXXXX..XXXXXXX.XXXX.XXX..X.	C025
....XXX.X.XXX....XX.X.X..XXXX.XX...X.	C010	X.X....X.....XX.....X....X.....	C023	XXXXXXXXXXXXX..XXXXXXXXXXXX.XXX..X.	C016
....XXX.X.XXX....XX.X.X..XXXX.XX.XX..	C010	X.X....X.....XX.....X.X....X.....	C006	XXXXXXXXXXXXX.XXXXX..XXXX.XX.X..XX..	C030
....XXX.X.XXXX...XXX..XX.X.XX.XX..XX.	C021	X.X..X.X.....XX.....X.X....X.....	C019	XXXXXXXXXXXXX.XXXXX..XXXX.XXXX..XX..	C022
....XXX.X.XXXX...XXXX.XX.X.XX.XX..XX.	C022	X.X..X.X.....XX.X...X.X....X.....	C032	XXXXXXXXXXXXX.XXXXX.XXXXX.XXXX..XX..	C018
....XXX.X.XXXX...XXXXXXX.X.XX.XX..XX.	C015	X.X..X.X.....XX.X...X.X....X.X.....	C013	XXXXXXXXXXXXX.XXXXXX.X.XXXXX.XXXX.XX	C015
....XXX.X.XXXXX..XXXXXXX.X.XX.XX..XX.	C033	X.X..X.X....X..XX.X...X.X....X.X.....	C026	XXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXX.XXX..X.	C030

....XXX.X.XXXXX..XXXXXXX.X.XX.XXX.XX.	C017	X.X..X.X....X..XX.X...X.XX...X.X.....	C029	XXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXX..X.	C015
....XXX.X.XXXXX.XXXXXXXX.X.XX.XXX.XX.	C001	X.X..X.X....X..XX.X...X.XX..XX.X.....	C034	XXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018
....XXX.XX.XXX...XXXX.XX.X.XX.XX..X..	C022	X.X..X.X....X..XX.X...X.XX..XX.X.X...	C009	XXXXXXXXXXXXXXX.....	C016
....XXX.XX.XXX...XXXXXXX.X.XX.XX..X..	C017	X.X..X.XX...X..XX.X...X.XX..XX.X.X...	C007	XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXX.XX.X.XXXX...	C025
....XXX.XX.XXX..XXXXXXXX.X.XX.XX..X..	C033	X.X..XXXX...X..XX.X...X.XX..XX.X.X...	C035	XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXX.XXXX.XXXX.X.	C030
....XXX.XX.XXX..XXXXXXXX.X.XX.XXX.X..	C008	X.X..XXXX...X..XX.X...X.XX..XX.X.XX..	C031	XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXX.XXXX.XXXXX..	C025
....XXX.XXXXX....XX.X.X..XXXX.XX...X.	C020	X.X..XXXX...X..XX.X...X.XX..XXXX.XX..	C012	XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXX.XXXXXXXXX.X.	C025
....XXX.XXXXX....XX.X.X..XXXX.XX.XX..	C020	X.X..XXXX..XX..XX.X...X.XX..XXXX.XX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXX.X.XXXX...	C016
....XXX.XXXXX....XXXX.X..XXXX.XX...X.	C014	X.X..XXXX..XX..XXXX...X.XX..XXXX.XX..	C028	XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXX.XXXXX..	C016
....XXX.XXXXX....XXXX.X..XXXX.XX.XX..	C014	X.X..XXXX..XX..XXXX...X.XX.XXXXX.XX..	C020	XXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXX.X.	C016
....XXX.XXXXXX...XXXX.X..XXXX.XX...X.	C002	X.X..XXXX..XX..XXXXX..X.XX.XXXXX.XX..	C014	XXXXXXXXXXXXXXX.....	C017
....XXX.XXXXXX...XXXX.X..XXXX.XX.XX..	C002	X.X..XXXX..XXX.XXXXX..X.XX.XXXXX.XX..	C024	XXXXXXXXXXXXXXX.....	C018
....XXXX..XXXX..XXXXX.XX...XX.XXXXX..	C001	X.X..XXXX..XXX.XXXXX..XXXX.XXXXX.XX..	C022	XXXXXXXXXXXXXXXXX.....	C019
....XXXXX..XXX..XXXX.XXX...X..XX.XX..	C001	X.X..XXXX..XXX.XXXXX.XXXXX.XXXXX.XX..	C015	XXXXXXXXXXXXXXXXX.XXX.XXXXXXXX..X...	C019
....XXXXXX.XXX..XXXXXXXX.X.XX.XXX.X..	C001	X.X..XXXX..XXXX.XXXX.XXX...XX.XX.XX..	C025	XXXXXXXXXXXXXXXXX.....	C020
...X.....X.....X.....	C025	X.X..XXXX..XXXX.XXXX.XXXX..XX.XX.XX..	C016	XXXXXXXXXXXXXXXXX.....	C021
...X.....X.....X..X.....	C016	X.X..XXXX..XXXXXXXX.XXXX..XX.XX.XX..	C030	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXX.XXXX..XX..	C018
...X.....XX.....X..X.....	C030	X.X..XXXX..XXXXXXXX.XXXX..XXXXX.XX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXX.XXXX.XXX..	C018
...X.....XX.....X..X....X.....	C017	X.X..XXXX..XXXXXXXX.XXXX..XXXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXX.XXX..	C018
...X.....XXX....X..X....X.....	C033	X.X..XXXX..XXXXXXXX.XXXX.XXXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....	C022
...X.....XXX....X..X....X..X....	C008	X.X..XXXX..XXXXXXXX.XXXXX.XXXXX.XX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.X.XXXXX.XXXX.XX	C030
...X...X.....XXX....X..X....X..X....	C001	X.X..XXXX..XXXXXXXX.XXXXX.XXXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.X.XXXXXXXXX.XX	C018
..X.....X.....X....X.....	C001	X.X..XXXX..XXXXXXXX.XXXXXXXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.X.XXXXXXXXXXX	C018
..X.X..X.X.....X...X..X.X....X....	C027	X.X..XXXX..XXXXXXXXXXXX.XXXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXXXXX	C018
..X.X..X.X.....X...X..XXX....X....	C002	X.X..XXXX..XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....	C023
.X.....X.....X.....	C014	X.X..XXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXX..X...	C023
.X.....X.....X.....	C020	X.X..XXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....	C024
.X.....X.....X...X.....	C010	X.X.XXXX..XXXXX.XXXXXXX...XX.XXXXX..	C016	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....	C025
.X.....X...X.....X...X.....	C023	X.X.XXXX..XXXXXXXXXXXX...XX.XXXXX..	C025	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXX.XXXXXX	C030
.X.....X...X.....X..XX.....	C006	X.X.XXXX..XXXXXXXXXXXX..XX.XXXXX..	C030	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXXXX	C025
.X...X...X...X.....X..XX.....	C013	X.X.XXXX..XXXXXXXXXXXX..XXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....	C026
.X...X...X..XX.....X..XX.....	C019	X.X.XXXX..XXXXXXXXXXXX.XXXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....	C027
.X...X...X..XX....XX..XX.....	C032	X.X.XXXX..XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....	C028
.X...X...X..XX....XX..XX.....X.....	C011	X.X.XXXX..XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.X.XXXX...	C030
.X...X...XX.XX....XX..XX.....X.....	C036	X.X.XXXX..XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXX...	C018
.X...X...XX.XX....XX..XX.....X...X.	C034	X.X.XXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXX.X.	C018
.X...X...XX.XX....XX..XX.....X.X.X.	C007	X.X.XXXXX...XXXXXXX.XXXXX..XXXX.XX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXX.	C018
.X...XX..XX.XX....XX..XX.....X.X.X.	C005	X.X.XXXXX...XXXXXXX.XXXXX..XXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....	C029
.X..X.....X.X...X.X.....X.....	C024	X.X.XXXXX...XXXXXXX.XXXXXX.XXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....	C030
.X..X.....X.X...X.X...X...X.....	C023	X.X.XXXXX...XXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXX..	C030
.X..X.....X.X...X.X..XX...X.....	C006	X.X.XXXXX..XXX..XXXX.XXX...X..XX.XX..	C004	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....	C031
.X..XX.....X.X...X.X..XX...X.....	C019	X.X.XXXXX.X.XXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXX..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....	C018
.X..XX.....X.X...XXX..XX...X.....	C032	X.X.XXXXX.X.XXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXXX.	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....X...	C036
.X..XX.....X.X...XXX..XX...X...X.....	C013	X.X.XXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXX.XXXXXXX.	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....X.X.	C018
.X..XX.....XXX...XXX..XX...X...X.....	C011	X.X.XXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX.	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....X....	C018
.X..XX.....XXXX...XXX..XX...X...X.....	C036	X.X.XXXXX.XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....XX...	C018
.X..XX....XXXX...XXX..XX...X...X...X.	C027	X.X.XXXXXX.XXX..XXXXXXXX.X.XX.XXX.X..	C025	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....X.X.	C018
.X..XX....XXXX...XXX..XX..XX...X...X.	C034	X.X.XXXXXX.XXX..XXXXXXXXXX.XX.XXX.X..	C016	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....XXX..	C018
.X..XX....XXXX...XXX..XX..XX...X.X.X.	C009	X.X.XXXXXX.XXX.XXXXXXXXXX.XX.XXX.X..	C030	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....XXXX.	C018
.X..XX..X.XXXX...XXX..XX..XX...X.X.X.	C007	X.X.XXXXXX.XXX.XXXXXXXXXX.XXXXXX.X..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....X.	C018
.X..XXX..XX.XX....XX..XX.....X.X.X.	C031	X.X.XXXXXX.XXXXXXXXXXXXXX.XXXXXX.X..	C018	XXXXXXXXXXXXXXXXXX.....X.	C018

ANEXO 2: Código de nearest neighbor

Clase para cada punto de venta.

```java
package tsp05_nearestneighbor;
public class City {
        private static final double EARTH_EQUATORIAL_RADIUS = 6378.1370D;
        private static final double CONVERT_DEGREES_TO_RADIANS = Math.PI/180D;
    private static final double CONVERT_KM_TO_MILES = 0.621371;
    private double longitude;
    private double latitude;
    private String name;
    public City(String name, double latitude, double longitude){
        this.name = name;
        this.longitude = longitude * CONVERT_DEGREES_TO_RADIANS;
        this.latitude = latitude * CONVERT_DEGREES_TO_RADIANS;
    }
    public String getName() { return name; }
    public double getLatitude(){ return this.latitude; }
    public double getLongitude(){ return this.longitude; }
    public double measureDistance(City city) {
        double deltaLongitude = (city.getLongitude() - this.getLongitude());
        double deltaLatitude = (city.getLatitude() - this.getLatitude());
        double a = Math.pow(Math.sin(deltaLatitude / 2D), 2D) +
                           Math.cos(this.getLatitude()) * Math.cos(city.getLatitude()) *
                           Math.pow(Math.sin(deltaLongitude / 2D), 2D);
        return CONVERT_KM_TO_MILES * EARTH_EQUATORIAL_RADIUS * 2D * Math.atan2(Math.sqrt(a), Math.sqrt(1D - a));
    }
    public String toString(){ return this.name; }
}
```

Algoritmo NearstNeightbor

```java
package tsp05_nearestneighbor;
import java.util.ArrayList;
import java.util.Arrays;
public class NearestNeighbor {
        public Route findShortestRoute(ArrayList<City> cities) {
                ArrayList<City> shortestRouteCities = new ArrayList<City>(cities.size());
                System.out.println("-------------------------------------------------------------------------------");
                System.out.println("Initial Route           ==> " + Arrays.toString(cities.toArray()));
                System.out.println("w/ total distance: "+ new Route(cities).calculateTotalDistance());
                System.out.println("-------------------------------------------------------------------------------");
                //City city = cities.get((int)(cities.size() * Math.random()));
                //Escogemos nuestro punto de inicio de la ruta
                City city = cities.get((int)(0));
                updateRoutes(shortestRouteCities, cities, city);
                while (cities.size() >= 1) {
                        city = getNextCity(cities, city);
                        updateRoutes(shortestRouteCities, cities, city);
                }
                return new Route(shortestRouteCities);
        }
        private void updateRoutes(ArrayList<City> shortestRouteCities, ArrayList<City> cities, City city) {
                shortestRouteCities.add(city);
                cities.remove(city);
                System.out.println("Cities In Shortest Route ==> " + Arrays.toString(shortestRouteCities.toArray()));
                System.out.println("Remaining Cities         ==> " + Arrays.toString(cities.toArray())+ "\n");
        }
        private City getNextCity(ArrayList<City> cities, City city) {
                return cities.stream().min((city1, city2) -> {
                        int flag = 0;
                        if (city1.measureDistance(city) < city2.measureDistance(city)) flag = -1;
                        else if (city1.measureDistance(city) > city2.measureDistance(city)) flag = 1;
                        return flag;
                }).get();
        }
}
```

Codigo para Generar la Ruta:

```
package tsp05_nearestneighbor;
import java.util.ArrayList;
import java.util.Arrays;
public class Route {
private ArrayList<City> cities = new ArrayList<City>();
    public Route(ArrayList<City> cities) { this.cities.addAll(cities); }
    public ArrayList<City> getCities() { return cities; }
    public int calculateTotalDistance() {
                int citiesSize = this.getCities().size();
                return (int) (this.getCities().stream().mapToDouble(x -> {
                        int cityIndex = this.getCities().indexOf(x);
                        double returnValue = 0;
                        if (cityIndex < citiesSize - 1) returnValue
                                = x.measureDistance(this.getCities().get(cityIndex + 1));
                        return returnValue;
                }).sum() + this.getCities().get(citiesSize - 1).measureDistance(this.getCities().get(0)));
        }
    public String toString() { return Arrays.toString(cities.toArray()); }
}
```

ANEXO 3: Código de AntColony optimization

Clase para cada punto de venta.

```
package tspprj07_antcolonyoptimization;
public class City {
        private static final double EARTH_EQUATORIAL_RADIUS = 6378.1370D;
        private static final double CONVERT_DEGREES_TO_RADIANS = Math.PI/180D;
    private static final double CONVERT_KM_TO_MILES = 0.621371;
    private double longitude;
    private double latitude;
    private String name;
        public String getName() { return name; }
        public City(String name, double latitude, double longitude) {
                this.name = name;
                this.longitude = longitude * CONVERT_DEGREES_TO_RADIANS;
        this.latitude = latitude * CONVERT_DEGREES_TO_RADIANS;
        }
    public double measureDistance(City city) {
        double deltaLongitude = (city.getLongitude() - this.getLongitude());
        double deltaLatitude = (city.getLatitude() - this.getLatitude());
        double a = Math.pow(Math.sin(deltaLatitude / 2D), 2D) +
                           Math.cos(this.getLatitude()) * Math.cos(city.getLatitude())
                            * Math.pow(Math.sin(deltaLongitude / 2D), 2D);
        return CONVERT_KM_TO_MILES * EARTH_EQUATORIAL_RADIUS * 2D *
                Math.atan2(Math.sqrt(a), Math.sqrt(1D - a));
    }
    public double getLatitude(){ return this.latitude; }
        public double getLongitude(){ return this.longitude; }
        public String toString(){ return name;}
}
```

Codigo Ant:

```
package tspprj07_antcolonyoptimization;
import java.util.ArrayList;
import java.util.HashMap;
import java.util.concurrent.Callable;
import java.util.concurrent.ThreadLocalRandom;
import java.util.stream.IntStream;
public class Ant implements Callable<Ant> {
        public static final double Q = 0.0005; // parameter used for adjusting the amount of pheromone depo
        public static final double RHO = 0.2; // parameter used for varying the level of phermone evaporati
        public static final double ALPHA = 0.01; // parameter used for controlling the importance of the ph
        public static final double BETA = 9.5; // parameter used for controlling the importance of the dist
        private AntColonyOptimization aco;
        private int antNumb;
        private Route route = null;
        static int invalidCityIndex = -1;
        static int numbOfCities = Driver.initialRoute.size();
        public Route getRoute() { return route; }
        public Ant(AntColonyOptimization aco, int antNumb) {
                this.aco = aco;
                this.antNumb = antNumb;
        }
        public Ant call() throws Exception {
                int originatingCityIndex = ThreadLocalRandom.current().nextInt(numbOfCities);
                ArrayList<City> routeCities = new ArrayList<City>(numbOfCities);
                HashMap<String, Boolean> visitedCities = new HashMap<String, Boolean>(numbOfCities);
                IntStream.range(0, numbOfCities).forEach(x -> visitedCities.put
                (Driver.initialRoute.get(x).getName(), false));
                int numbOfVisitedCities = 0;
                visitedCities.put(Driver.initialRoute.get(originatingCityIndex).getName(), true);
```

```
            double routeDistance = 0.0;
            int x = originatingCityIndex;
            int y = invalidCityIndex;
            if (numbOfVisitedCities != numbOfCities) y = getY(x, visitedCities);
            while(y != invalidCityIndex) {
                    routeCities.add(numbOfVisitedCities++, Driver.initialRoute.get(x));
                    routeDistance += aco.getDistancesMatrix()[x][y];
                    adjustPhermoneLevel(x, y, routeDistance);
                    visitedCities.put(Driver.initialRoute.get(y).getName(), true);
                    x = y;
                    if (numbOfVisitedCities != numbOfCities) y = getY(x, visitedCities);
                    else y = invalidCityIndex;
            }
            routeDistance += aco.getDistancesMatrix()[x][originatingCityIndex];
            routeCities.add(numbOfVisitedCities, Driver.initialRoute.get(x));
            route = new Route(routeCities, routeDistance);
            return this;
    }
    private void adjustPhermoneLevel(int x, int y, double distance) {
            boolean flag = false;
            while (!flag) {
                    double currentPhermoneLevel = aco.getPhermoneLevelsMatrix()[x][y].doubleValue();
                    double updatedPhermoneLevel = (1-RHO)*currentPhermoneLevel + Q/distance;
                    if (updatedPhermoneLevel < 0.00) flag = aco.getPhermoneLevelsMatrix()[x][y].compareAndSet(0);
                    else flag = aco.getPhermoneLevelsMatrix()[x][y].compareAndSet(updatedPhermoneLevel);
            }
    }
    private int getY(int x, HashMap<String, Boolean> visitedCities) {
            int returnY = invalidCityIndex;
             double random = ThreadLocalRandom.current().nextDouble();
             ArrayList<Double> transitionProbabilities = getTransitionProbabilities(x, visitedCities);
             for (int y = 0; y < numbOfCities; y++) {
                     if (transitionProbabilities.get(y) > random) {
                             returnY = y;
                             break;
                     } else random -= transitionProbabilities.get(y);
             }
             return returnY;
     }
     private ArrayList<Double> getTransitionProbabilities(int x, HashMap<String, Boolean> visitedCities) {
             ArrayList<Double> transitionProbabilities = new ArrayList<Double>(numbOfCities);
             IntStream.range(0, numbOfCities).forEach(i -> transitionProbabilities.add(0.0));
             double denominator = getTPDenominator(transitionProbabilities, x, visitedCities);
             IntStream.range(0, numbOfCities).forEach(y -> transitionProbabilities.set
             (y, transitionProbabilities.get(y)/denominator));
             return transitionProbabilities;
     }
     private double getTPDenominator(ArrayList<Double> transitionProbabilities, int x,
             HashMap<String, Boolean> visitedCities) {
             double denominator = 0.0;
             for (int y = 0; y < numbOfCities; y++) {
                     if (!visitedCities.get(Driver.initialRoute.get(y).getName())) {
                             if (x == y) transitionProbabilities.set(y, 0.0);
                             else transitionProbabilities.set(y, getTPNumerator(x, y));
                             denominator +=  transitionProbabilities.get(y);
                     }
             }
             return denominator;
       private double getTPNumerator(int x, int y) {
                double numerator = 0.0;
                double phermoneLevel = aco.getPhermoneLevelsMatrix()[y][x].doubleValue();
                if (phermoneLevel != 0.0) numerator = Math.pow(phermoneLevel,ALPHA) *
                    Math.pow(1/aco.getDistancesMatrix()[x][y],BETA);
                return numerator;
       }
       public int getAntNumb() { return antNumb; }
}
```

Código del Algoritmo AntColonyOptimization

```
package tspprj07_antcolonyoptimization;
import java.io.IOException;
import java.util.ArrayList;
import java.util.Random;
import java.util.stream.IntStream;
public class AntColonyOptimization {
        private AtomicDouble[][] phermoneLevelsMatrix = null;
        private double[][] distancesMatrix = null;
        private ArrayList<City> cities = Driver.initialRoute;
        private int citiesSize = Driver.initialRoute.size();
        public AntColonyOptimization() throws IOException {
                initializeDistances();
                initializePhermoneLevels();
        }
        public AtomicDouble[][] getPhermoneLevelsMatrix() { return phermoneLevelsMatrix; }
        public double[][] getDistancesMatrix() { return distancesMatrix; }
        private void initializeDistances() throws IOException {
        distancesMatrix = new double[citiesSize][citiesSize];
        IntStream.range(0, citiesSize).forEach(x -> {
                City cityY = cities.get(x);
                IntStream.range(0, citiesSize).forEach(y -> distancesMatrix[x][y] =
                        cityY.measureDistance(cities.get(y)));
        });
        }
        private void initializePhermoneLevels() {
                phermoneLevelsMatrix = new AtomicDouble[citiesSize][citiesSize];
                Random random = new Random();
                IntStream.range(0, citiesSize).forEach(x -> {
                        IntStream.range(0, citiesSize).forEach(y ->
                                phermoneLevelsMatrix[x][y] = new AtomicDouble(random.nextDouble()));
                });
        }
}
```

ANEXO 4: Matriz de Consistencia:

TITULO: "OPTIMIZACIÓN DE RUTAS DE UNIDADES DE DISTRIBUCIÓN APLICANDO REINFORCEMENT LEARNING: CASO LOS PIEROS SRL"

FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	OBJETIVOS DEL PROBLEMA	HIPOTESIS	VARIABLES
INTERROGANTE GENERAL ¿Se podrá optimizar las rutas de unidades de distribución aplicando Reinforcement Learning?	OBJETIVO GENERAL Optimizar las rutas de unidades de distribución de la empresa Los Pieros SRL aplicando Reinforcement Learning	HIPÓTESIS GENERAL Reinforcement Learning optimiza las rutas de distribución de las unidades de la empresa.	Variable Independiente: Reinforcement Learning (RL) Variable Dependiente: Optimización de las rutas de unidades
INTERROGANTES ESPECÍFICAS ¿Se podrá aplicar el algoritmo Q-learning del Reinforcement Learning para optimizar las rutas de unidades de distribución de la empresa Los Pieros SRL? ¿Cuál es la diferencia entre los resultados del algoritmo Q-Learning y otros similares?	OBJETIVOS ESPECÍFICOS Aplicar el algoritmo Q-Learning del Reinforcement Learning para obtener las rutas óptimas de las unidades de distribución de la empresa Los Pieros SRL. Comparar los resultados del algoritmo Q-Learning respecto a otros algoritmos.	HIPÓTESIS ESPECÍFICAS El algoritmo Q-Learning encuentra las rutas optimas de las unidades de distribución de la empresa Los Pieros SRL. Los resultados del algoritmo Q-Learning son mejores respecto a los obtenidos por otros algoritmos	