

Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico

Subdirección Académica

Departamento de Ciencias Computacionales

TESIS DE MAESTRÍA EN CIENCIAS

**Desarrollo de un sistema inteligente de pronósticos de llegada y
disponibilidad de asientos de las unidades de transporte público urbano**

presentada por
Ing. Pedro Wences Olguín

como requisito para la obtención del grado de
Maestro en Ciencias de la Computación

Directora de tesis
Dra. Alicia Martínez Rebollar

Codirector de tesis
Dr. Gerardo Reyes Salgado

Cuernavaca, Morelos a 24 de enero del 2018
OFICIO No. DCC/032/2018**Asunto:** Aceptación de documento de tesis**C. DR. GERARDO V. GUERRERO RAMÍREZ**
SUBDIRECTOR ACADÉMICO
PRESENTE

Por este conducto, los integrantes de Comité Tutorial del **Ing. Pedro Wences Olgún**, con número de control M15CE096, de la Maestría en Ciencias de la Computación, le informamos que hemos revisado el trabajo de tesis profesional titulado **“Desarrollo de un sistema inteligente de pronósticos de llegada y disponibilidad de asientos de las unidades de transporte público urbano”** y hemos encontrado que se han realizado todas las correcciones y observaciones que se le indicaron, por lo que hemos acordado aceptar el documento de tesis y le solicitamos la autorización de impresión definitiva.

DIRECTORA DE TESIS



 Dra. Alicia Martínez Rebollar
 Doctora en Informática
 7399055

CO-DIRECTOR DE TESIS



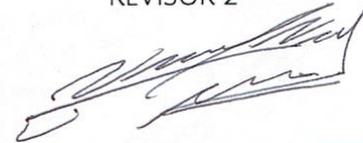
 M.C. Gerardo Reyes Salgado
 Maestro en Ciencias de la Computación
 2493370

REVISOR 1



 Dr. Joaquín Pérez Ortega
 Doctor en Ciencias Computacionales
 4795984

REVISOR 2



 Dr. Luis Gerardo Vela Valdés
 Doctor en Ciencias en Ingeniería Electrónica
 7980044

C.p. M.C. María Elena Gómez Torres - Jefa del Departamento de Servicios Escolares.
 Estudiante
 Expediente

NACS/Imz

SEP

SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO
Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico

Cuernavaca, Mor., 30 de enero de 2018
OFICIO No. SAC/077/2018

Asunto: Autorización de impresión de tesis

ING. PEDRO WENCES OLGUÍN
CANDIDATO AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS
DE LA COMPUTACIÓN
PRESENTE

Por este conducto, tengo el agrado de comunicarle que el Comité Tutorial asignado a su trabajo de tesis titulado **“Desarrollo de un sistema inteligente de pronósticos de llegada y disponibilidad de asientos de las unidades de transporte público urbano”**, ha informado a esta Subdirección Académica, que están de acuerdo con el trabajo presentado. Por lo anterior, se le autoriza a que proceda con la impresión definitiva de su trabajo de tesis.

Esperando que el logro del mismo sea acorde con sus aspiraciones profesionales, reciba un cordial saludo.

ATENTAMENTE

“CONOCIMIENTO Y TECNOLOGÍA AL SERVICIO DE MÉXICO”

DR. GERARDO VICENTE GUERRERO RAMÍREZ
SUBDIRECTOR ACADÉMICO



SEP TecNM
CENTRO NACIONAL
DE INVESTIGACIÓN
Y DESARROLLO
TECNOLÓGICO
SUBDIRECCIÓN
ACADÉMICA

C.p. M.T.I. María Elena Gómez Torres.- Jefa del Departamento de Servicios Escolares.
Expediente

GVGR/mcr

Dedicatoria

A mi amada esposa Ana Patricia, por tu amor y comprensión. Eres mi coincidencia perfecta, Te amo.

A mis padres, que siempre han sido siempre un gran ejemplo.

A mis hermanos, por ese esfuerzo que han hecho por apoyarme siempre.

Agradecimientos

A Dios por ser siempre mi fortaleza y fiel amigo.

Al Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET) por brindarme la oportunidad de pertenecer a esta gran institución.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por el apoyo económico que me otorgó para desarrollar este trabajo de investigación.

A mi directora de tesis, Dra. Alicia Martínez Rebollar por sus consejos, observaciones y paciencia para atender mi trabajo de investigación logrando así concluir con el trabajo de tesis.

A mi codirector de tesis, Dr. Gerardo Reyes Salgado por su amabilidad para ayudarme en las dudas que surgían.

A mis revisores el Dr. Luis Gerardo Vela Valdés y al Dr. Joaquín Pérez Ortega por sus observaciones y sugerencias que me ayudaron a mejorar mi trabajo de tesis.

A mis compañeros y amigos, que hicieron del CENIDET un lugar aún más agradable.

¡Gracias a todos!

Resumen

El transporte público es un servicio en el cual los pasajeros viajan juntos a lo largo de rutas establecidas [1], pagando cada persona una tarifa establecida dependiendo de su recorrido.

El transporte público juega un papel importante en la movilidad de las ciudades. Al utilizar el transporte público en lugar del transporte privado, se reduce la congestión del tráfico, el ruido y la contaminación.

Es un servicio muy demandado, sin embargo, no cuenta con información veraz y oportuna del tiempo de arribo de las unidades de transporte y de la disponibilidad de asientos. Dichos inconvenientes desmotivan el uso del transporte público. En este sentido, en esta tesis se da una alternativa de solución al problema de la escasa información que se presenta en el transporte público de muchas ciudades.

En esta tesis se presenta un sistema que extrae la información del contexto para ser procesada por un algoritmo que calcula el tiempo de arribo y la disponibilidad de asientos de las unidades del transporte público.

El sistema se compone de 3 principales módulos, el primer módulo se encarga de modelar las rutas de las líneas de transporte. El segundo módulo se encarga de obtener y enviar periódicamente la información del contexto de las unidades de transporte. Y el tercer módulo se encarga de calcular los tiempos de arribo y la disponibilidad de asientos.

La disponibilidad de asientos se calcula utilizando un contador de pasajeros de bajo costo que se desarrolló, el contador de pasajeros se instala en la puerta de acceso de las unidades de transporte y registra ascensos o descensos cuando los pasajeros pasan a través de 2 sensores ultrasónicos que lo componen.

El sistema utiliza los teléfonos inteligentes de los conductores como unidades de comunicación y adquisición de datos para obtener la posición GPS de las unidades de transporte. Los tiempos de arribo y la disponibilidad de asientos pueden ser consultados por los usuarios finales del transporte público.

El sistema se validó experimentalmente, en 2 líneas de autobuses urbanos de la ciudad de Cuernavaca, Morelos. Se realizaron 8 viajes en la línea de autobuses “Ruta 14” y 8 viajes en la línea de autobuses “Ruta 1”. Se instaló la aplicación OPR-BUS en el teléfono inteligente del conductor y se realizaron 10 consultas en diferentes paradas. En estos viajes se evaluó la predicción del tiempo de arribo utilizando el indicador de desempeño MAPE, dando como resultado una precisión del 76.8%.

Por su parte, el contador de pasajeros “USoniCont” se evaluó en 6 viajes que se realizaron en la línea “Amarillos”, obteniéndose un 76.6% de exactitud.

Abstract

Public transport is a service in which passengers travel together along established routes [1], each person paying a set fee depending on their trip.

Public transport plays an important role in the mobility of cities. By using public transport instead of private transport, traffic congestion, noise and pollution are reduced.

It is a highly demanded service; however, it does not have accurate and timely information about the arrival time of the transport units and the availability of seats. These drawbacks discourage the use of public transport.

In this research work we present a system that extracts the context information to be processed by an algorithm that calculates the arrival time and seat availability of public transport units.

The system consists of 3 main modules, the first module is responsible for modeling the routes of the transport lines. The second module is responsible for obtaining and sending periodically the context information of transport units. And the third module is responsible for calculating arrival times and seats availability.

The availability of seats is calculated using a low-cost passenger counter that was developed, the passenger counter is installed at the access door of the transport units and registers ascents or descents when passengers pass through 2 ultrasonic sensors that it's made of.

The system uses the smartphones of the drivers as processing units and to obtain the GPS position of the transport units. The arrival times and the availability of seats can be consulted by the final users of public transport.

The system was validated experimentally, in 2 urban bus lines in the city of Cuernavaca, Morelos. 8 trips were made on the "Ruta 14" bus line and 8 trips on the "Ruta 1" bus line. The OPR-BUS application was installed on the driver's smartphone and 10 queries were made at different stops. In these trips, the prediction of the arrival time was evaluated using the MAPE performance indicator, resulting in a precision of 76.8%.

For its part, the passenger counter "USoniCont" was evaluated in 6 trips that were made in the "Yellows" line, obtaining a 76.6% accuracy.

Índice

Lista de figuras	iii
Lista de tablas	iv
1 Introducción	1
1.1. Introducción	2
1.2. Planteamiento del problema	4
1.3. Solución propuesta	5
1.4. Objetivo.....	7
1.4.1. Objetivos específicos.....	7
1.5. Estructura del documento.....	7
2 Marco conceptual	8
2.1. Información del contexto	9
2.2. Latitud	9
2.3. Longitud	9
2.4. Sistema de posicionamiento global	9
2.5. Internet de las cosas.....	10
2.6. Notación de Objetos JavaScript	10
2.7. Teléfono inteligente.....	10
2.8. Bluetooth.....	11
2.9. Concesión.....	11
2.10. Sistemas de transporte inteligente	11
3 Estado del arte	12
3.1. Tiempo de espera percibido y real de los usuarios del transporte público del sistema OneBusAway	13
3.2. Sistema de información en tiempo real de llegada de autobuses	14
3.3. Predicción de tiempo de arribo de los autobuses usando Redes Neuronales FBR Ajustadas por datos en línea	15
3.4. Predicción de tiempo de llegada de autobuses con teléfonos móviles basado en detección participativa.....	16
3.5. Predicción de tiempo de arribo de los autobuses utilizando múltiples rutas	18
3.6. Predicción del tiempo de llegada de los autobuses basado en un modelo mixto	20
3.7. Conclusiones del estado del arte	22
4 Metodología de solución	25

4.1.	Descripción general de la metodología de solución.....	26
4.2.	Fase 1: Modelado de la ruta	28
4.3.	Fase 2: Contador de pasajeros.....	31
4.4.	Fase 3: Recopilación del contexto.....	34
4.5.	Fase 4: Predicción de tiempos de arribo.....	38
5	Desarrollo del sistema	42
5.1.	Arquitectura del sistema TransportIn.....	43
5.2.	Aplicación ADM-BUS.....	44
5.2.1.	Modulo “Nueva Ruta”.....	44
5.2.2.	Módulo “Editar ruta”.....	47
5.2.3.	Modulo “Nuevo conductor”.....	49
5.2.4.	Modulo “Editar conductor”.....	50
5.3.	Aplicación OPR-BUS	51
5.4.	Aplicación USR-BUS	53
5.5.	Modelo relacional de la base de datos.....	55
6	Pruebas y resultados	56
6.1.	Descripción de las pruebas.....	57
6.1.1.	Medidas de evaluación	58
6.2.	Prueba 1: Pronostico de tiempos de arribo de la Ruta 1.....	59
6.2.1.	Resultados obtenidos de la Ruta 1.....	65
6.3.	Prueba 2: Pronostico de tiempos de arribo de la Ruta 14.....	67
6.3.1.	Resultados obtenidos de la ruta 14.....	73
6.3.2.	Prueba 3: Disponibilidad de asientos de la ruta Amarillos del sur.....	75
6.4.	Resumen de resultados y conclusiones	76
6.4.1.	Pronóstico de tiempos de arribo	76
6.4.2.	Disponibilidad de asientos	78
7	Conclusiones y trabajos futuros	80
7.1.	Conclusiones	81
7.2.	Trabajos futuros.....	82
	Referencias	84
	ANEXO A	87
	ANEXO B	92
	ANEXO C	97

Lista de figuras

Figura 1.1 Comparativo transporte privado contra transporte público.....	2
Figura 1.2 Crecimiento del transporte motorizado en México.....	3
Figura 1.3 Metodología de solución.....	6
Figura 3.1 Envío de ID's en una trayectoria.....	17
Figura 3.2 Gráfica de los 4 modelos de predicción.....	19
Figura 4.1 Metodología de solución.....	27
Figura 4.2 Composición de una ruta.....	28
Figura 4.3 Acotamiento de las rutas.....	30
Figura 4.4 Relación entre el acotamiento y variabilidad GPS.....	30
Figura 4.5 Diagrama del diseño del contador.....	32
Figura 4.6 Elementos del contador de pasajeros.....	32
Figura 4.7 Abordaje de un pasajero.....	33
Figura 4.8 Descenso de un pasajero.....	34
Figura 4.9 Componentes del servicio sensible al contexto.....	35
Figura 4.10 Extracción del contexto de un autobús.....	36
Figura 4.11 Arista actual de la unidad de transporte.....	37
Figura 4.12 Permiso para acceder a la ubicación.....	37
Figura 4.13 Arista a calcular.....	38
Figura 4.14 Identificación del nodo inicial y final.....	38
Figura 4.15 Búsqueda de la hora de ingreso y salida de la arista a calcular.....	39
Figura 4.16 Búsqueda de la unidad más cercana.....	40
Figura 4.17 Calculo de tiempo de arribo.....	40
Figura 4.18 Calculo de tiempo de arribo utilizando el tiempo proporcional.....	41
Figura 5.1 Arquitectura del sistema TransportIn.....	43
Figura 5.2 Menú principal de la aplicación ADM-BUS.....	44
Figura 5.3 Interfaz gráfica del registro de una nueva ruta.....	45
Figura 5.4 Interfaz gráfica de selección de trayectos.....	45
Figura 5.5 Interfaz gráfica del mapa.....	46
Figura 5.6 Interfaz gráfica de un paradero y su asignación de nombre.....	46
Figura 5.7 Interfaz gráfica de la selección de ruta a editar.....	47
Figura 5.8 Interfaz gráfica de los campos editables.....	47
Figura 5.9 Interfaz gráfica de la selección de trayectos a editar.....	48
Figura 5.10 Interfaz gráfica de la edición de un paradero.....	48
Figura 5.11 Interfaz gráfica de la eliminación de un paradero.....	49
Figura 5.12 Interfaz gráfica del registro de un nuevo conductor.....	49
Figura 5.13 Interfaz gráfica de la edición de un conductor.....	50
Figura 5.14 Interfaz gráfica para eliminar a un conductor existente.....	50
Figura 5.15 Interfaz gráfica de autenticación de la aplicación OPR-BUS.....	51
Figura 5.16 Interfaz gráfica de la selección de la dirección.....	51

Figura 5.17 Interfaz gráfica principal.....	52
Figura 5.18 Interfaz gráfica de selección de ruta.....	53
Figura 5.19 Interfaz gráfica de selección de dirección.....	53
Figura 5.20 Interfaz gráfica de selección de parada.....	54
Figura 5.21 Interfaz gráfica del resultado de la consulta.....	54
Figura 5.22 Diagrama EER de la base de datos	55
Figura 6.1 Trayectos que conforman a la Ruta 1.....	59
Figura 6.2 Gráfica MAE de los viajes de la Ruta 1.....	65
Figura 6.3 Gráfica MAPE de los viajes de la Ruta 1.....	66
Figura 6.4 Gráfica de la precisión de los viajes de la Ruta 1.	66
Figura 6.5 Trayectos que conforman a la Ruta 14.....	67
Figura 6.6 Grafica del MAE de los viajes de la Ruta 14.....	73
Figura 6.7 Gráfica MAPE de los viajes de la Ruta 14.....	74
Figura 6.8 Gráfica de la precisión de los viajes de la Ruta 14.	74
Figura 6.9 Dispersión de los tiempos de arribo pronosticados y reales.	78

Lista de tablas

Tabla 3.1 Tiempos de espera medidos contra percibidos (En minutos) de los pasajeros usando la información de arribo tradicional.....	13
Tabla 3.2 Tiempos de espera medidos contra percibidos (En minutos) de los pasajeros usando la información del tiempo de del sistema OneBusAway.....	13
Tabla 3.3 Resultados de los 4 enfoques.....	16
Tabla 3.4 Comparativa de los trabajos relacionados y la tesis.....	23
Tabla 6.1 Paraderos de la Ruta 1 con dirección a UAEM.....	60
Tabla 6.2 Paraderos de la Ruta 1 con dirección a Guacamayas.....	61
Tabla 6.3 Formato de registro de la ruta 1 con dirección a UAEM.....	63
Tabla 6.4 Formato de registro de la ruta 1 con dirección a Guacamayas.....	64
Tabla 6.5 Resultados de la Ruta 1.....	65
Tabla 6.6 Resultados generales Ruta 1.....	66
Tabla 6.7 Paraderos de la Ruta 14 con dirección a López Mateos.....	68
Tabla 6.8 Paraderos de la Ruta 14 con dirección a C. Abastos.....	69
Tabla 6.9 Formato de registro de la ruta 14 con dirección a López Mateos.....	71
Tabla 6.10 Formato de registro de la ruta 14 con dirección a C. Abastos.....	72
Tabla 6.11 Resultados de la Ruta 14.....	73
Tabla 6.12 Resultados generales Ruta 14.....	74
Tabla 6.13 Registro de los estados de disponibilidad.....	75
Tabla 6.14 Resumen de resultados por viaje de las 2 rutas.....	77
Tabla 6.15 Resumen de los resultados por ruta.....	77
Tabla 6.16 Resultados del pronóstico de tiempos de arribo en general.....	78

Tabla 6.17 Resultados del conteo de arribo-descenso en general. 79
Tabla 6.18 Resultados de la disponibilidad de asientos en general. 79

Capítulo 1

Introducción

En este capítulo se realiza una descripción general del proyecto de investigación desarrollado en esta tesis.

1.1. Introducción

El transporte público es un servicio que se ofrece día con día en las ciudades, su finalidad es proveer de vehículos que permitan a los usuarios trasladarse de un lugar a otro a un costo accesible. Las personas lo utilizan comúnmente para poder llegar a sus trabajos, escuelas, lugares de entretenimiento, etc.

El transporte público es uno de los servicios más utilizados a diario, según cifras del INEGI se realizan 14.8 millones de viajes diariamente en la zona metropolitana del valle de México [2]. A través de la red de transporte de pasajeros (RTP) de la ciudad de México son transportados 324 mil pasajeros cada día [3].

Además, el transporte público ayuda a disminuir la congestión vial, las bajas velocidades, pérdidas económicas, las emisiones de gases del efecto invernadero, el ruido, etc.

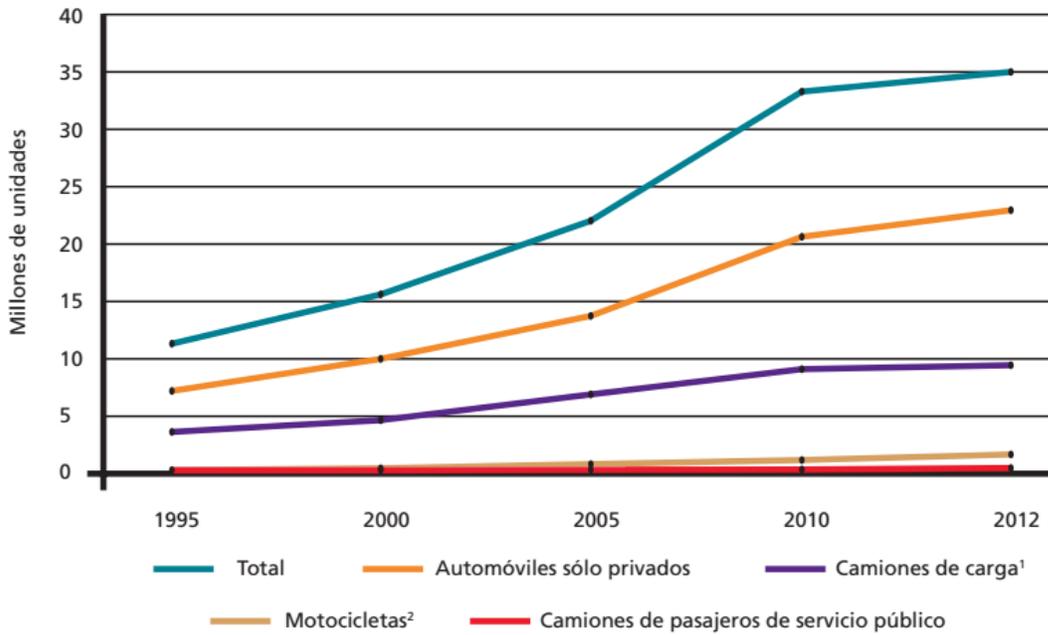
En comparación, el transporte privado ha sido señalado como la causa número uno de los problemas de movilidad, por ser el principal medio de transporte en las vialidades, ya que para trasladar a 35 personas se requieren 30 autos (considerando que la tasa de ocupación promedio por auto es de 1.2 personas) que utilizan una superficie de rodamiento de 500m²; comparación desventajosa contra los 30m² que requiere un autobús urbano para trasladar el mismo número de personas[4]. La figura 1.1 muestra la eficiencia de una unidad de transporte público, al poder transportar la misma cantidad de personas en menos espacio.



Figura 1.1 Comparativo transporte privado contra transporte público

Entre 2000 y 2012, el parque vehicular se duplicó al pasar de 15.6 a 35 millones de unidades, y la tasa de motorización pasó de 160 a 300 vehículos por cada 1,000 habitantes. Destaca el comportamiento ascendente de los automóviles privados que representan cerca del 66% del parque total.

Es decir, a pesar de ser la causa número uno de los problemas de movilidad, el transporte privado fue el que tuvo mayor crecimiento al pasar de 7.2 a 23 millones de unidades mientras que el crecimiento del transporte público fue de 0.1 millones de unidades. La figura 1.2 nos muestra el crecimiento del parque vehicular.



Notas 1. Incluye el total de camiones de uso público, oficial y particular.
2. Incluye motocicletas de alquiler y de uso oficial y particular.
Fuente: INEGI, Anuario Estadístico y Geográfico de los Estados Unidos Mexicanos (México, 2013).

Figura 1.2 Crecimiento del transporte motorizado en México

Desde hace un par de décadas se ha venido estudiando el impacto del transporte motorizado en las ciudades y cómo gestionar de manera eficaz y eficiente para brindar un mejor servicio a los usuarios. A dicha tendencia de estudio se le ha dado el nombre de sistemas de transporte inteligente.

Los sistemas de transporte inteligente de acuerdo a [5] se definen como la aplicación de la computación, la electrónica, y las tecnologías de la comunicación y estrategias de administración de manera integrada para proporcionar información sobre viajes, para incrementar la seguridad y eficiencia de los sistemas de transporte terrestre.

Actualmente, muchos países en el mundo están implementando sistemas de transporte inteligente al transporte público[6]. Estos sistemas permiten gestionar el transporte por medio de aplicaciones y servicios. Entre otras tecnologías y servicios que ofrecen los sistemas de transporte inteligente son[7]:

- Sistemas de pago con tarjetas de comunicación de campo cercano.
- Cobro automático en casetas de peaje.
- Sistemas informáticos de consulta de horarios
- Sistemas para la planeación de un viaje.

Los sistemas de transporte inteligente mejoran “radicalmente” los sistemas de transporte convencional, ya que permiten al usuario realizar ciertas actividades de manera automática,

así también brindan la información necesaria para que el usuario pueda tomar decisiones en cuanto a su viaje.

En el presente trabajo se desarrolló un sistema inteligente aplicado al transporte público para proporcionar a los pasajeros información para la toma de decisiones de sus viajes. Al proveer de información a los pasajeros aumenta la eficiencia y por lo tanto se aminoran los inconvenientes que presenta el transporte público.

1.2. Planteamiento del problema

El transporte público ofrece un servicio básico de movilidad a las personas que no tienen acceso a un coche [8], los propietarios suelen ser empresas públicas o privadas. Es un servicio en el cual los pasajeros viajan juntos a lo largo de rutas establecidas [1], pagando cada persona una tarifa establecida dependiendo de su recorrido.

El transporte público juega un papel importante en el sistema de transporte de una zona y también ayuda a minimizar la congestión del tráfico y otros factores externos relacionados con el tráfico [9]. Es un servicio muy demandado por tal motivo es necesario mejorarlo y corregir ciertos inconvenientes que se presentan.

Particularmente en México los inconvenientes más frecuentes que se presentan en el transporte público son los siguientes [10]:

- Unidades en mal estado. Debido a la mala administración las unidades no cuentan con un mantenimiento periódico.
- Falta de información precisa. El sistema de transporte público en las ciudades es carente de información certera y práctica que pueda ser proporcionada a los usuarios de manera efectiva.
- Unidades insuficientes. En la mayoría de las ocasiones debido al poco número de unidades con las que cuenta una “corporación” de transporte público y a la gran demanda de la población.

Sin considerar las unidades en mal estado, los inconvenientes antes mencionados ocasionan malestar en los usuarios debido a que no saben con exactitud en cuanto tiempo llegará la unidad de transporte que esperan, aun si en el paradero está la persona encargada de tomar el tiempo (Checador). Aunado a la espera, cuando las unidades de transporte arriban, están completamente llenas o sin asientos disponibles, dando como consecuencia que el usuario se vaya de pie o espere la próxima unidad.

Los sistemas de transporte inteligente se definen como la fusión del desarrollo en la informática, información tecnológica y telecomunicaciones unidas al sector automotriz experto y de transporte [11], con la finalidad de mejorar el transporte público y privado.

Dichos sistemas se han implementado en muchos países, generalmente haciendo uso de la infraestructura con la que cuentan, lo que ha permitido su rápida implementación.

En esta tesis se desarrolló un sistema inteligente que mejora la información del servicio de transporte público, el sistema provee a los pasajeros el tiempo de arribo y la disponibilidad de asientos de las unidades del transporte público. El tiempo de arribo y la disponibilidad de asientos permitirá a los usuarios del transporte público tomar mejores decisiones con respecto a sus viajes. El sistema se implementa rápido y de manera sencilla, debido a que utiliza el GPS de los teléfonos inteligentes de los conductores de las unidades de transporte y a que utiliza un contador de pasajeros, el cual fue desarrollado con componentes de bajo costo.

1.3. Solución propuesta

La mejora de la información del transporte público beneficia a las personas que hacen uso de éste, debido a que las personas pueden tomar mejores decisiones con respecto a sus viajes.

La información para la toma de decisiones puede reducir los inconvenientes que se presentan a diario en el transporte como lo son: personas que viajan paradas, no alcanzar la unidad de transporte, abordar líneas de transporte con trayectos más largos, no saber cómo llegar a un destino, no saber a dónde abordar una unidad de transporte, etc. Estas situaciones que se presentan a diario motivan el desarrollo de sistemas computacionales que permitan proporcionar a los usuarios un servicio más eficiente.

En esta tesis se presenta un sistema inteligente que procesa periódicamente la información del contexto de las unidades de transporte público para calcular el tiempo aproximado de arribo y la disponibilidad de asientos, para su posterior consulta por parte de los usuarios del transporte público.

El tiempo aproximado de arribo se obtiene a partir de la posición GPS que es enviada periódicamente al servidor, donde el algoritmo predictivo de tiempos de arribo se encarga de procesar las posiciones GPS y actualizar los datos estadísticos en la base de datos. La disponibilidad de asientos se calcula a partir del conteo de los pasajeros que abordan o descenden de las unidades de transporte, haciendo uso de un dispositivo electrónico desarrollado.

La figura 1.3 muestra la metodología de solución propuesta la cual está compuesta de cuatro fases: (1) Fase de modelado de la ruta, (2) Fase del prototipo contador de pasajeros, (3) Fase de recopilación del contexto y (4) Fase de predicción de tiempos de arribo.

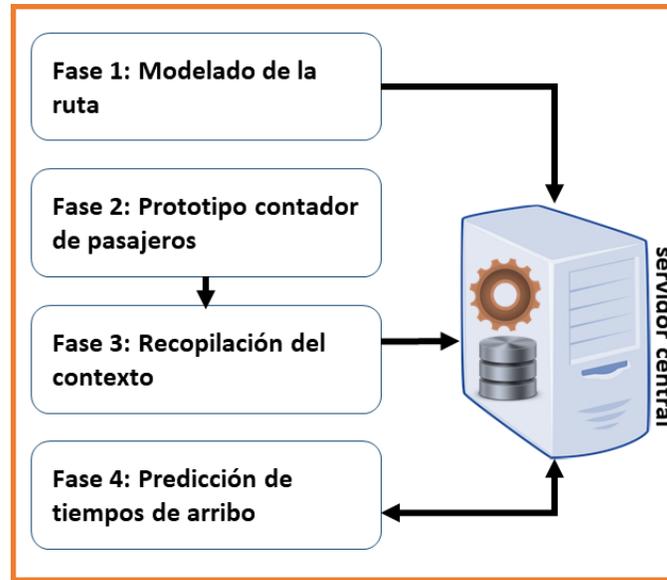


Figura 1.3 Metodología de solución

A continuación, se describen brevemente las actividades que se realizan en cada una de las fases de la propuesta de solución:

Fase 1: Modelado de la ruta. En esta fase se lleva a cabo el modelado de la ruta que siguen las unidades de transporte pertenecientes a una corporación de servicio de transporte público, el modelado de la ruta se realiza a través de una aplicación móvil.

Fase 2: Prototipo contador de pasajeros. En esta fase se lleva a cabo el conteo de los pasajeros que abordan o descienden de las unidades de transporte para obtener la disponibilidad de asientos. El conteo se realiza utilizando un dispositivo electrónico que fue desarrollado.

Fase 3: Recopilación del contexto. En esta fase se realiza periódicamente la recopilación de la información del estado de las unidades de transporte público, por lo que se desarrolló una aplicación móvil que permite obtener la información del contexto.

Fase 4: Predicción de tiempos de arribo. En esta fase se procesa periódicamente y a petición de los usuarios la información de contexto recopilada para calcular el tiempo aproximado de las unidades de transporte de una corporación concesionada de transporte público.

1.4. Objetivo

El objetivo de esta tesis es desarrollar un sistema que permita consultar el tiempo de llegada y la disponibilidad de asientos de las unidades de transporte público utilizando teléfonos inteligentes.

1.4.1. Objetivos específicos

- Desarrollar un algoritmo capaz de calcular el tiempo de arribo de las unidades de transporte.
- Desarrollar un servicio sensible al contexto para la recopilación, envío y procesamiento de la información contextual.
- Modelar las rutas del servicio de transporte público.
- Desarrollar un contador de pasajeros para obtener la disponibilidad de asientos.
- Desarrollar un sistema distribuido para ser utilizado por los diferentes tipos de usuarios.

1.5. Estructura del documento

El contenido de la tesis se encuentra organizado en capítulos de la siguiente manera:

- **Capítulo 2. Marco conceptual:** En este capítulo se definen los principales conceptos que se utilizan a lo largo de la tesis desarrollada.
- **Capítulo 3. Estado del arte:** Este capítulo describe los trabajos de investigación relacionados con los sistemas de transporte inteligente.
- **Capítulo 4. Metodología de solución:** En este capítulo se describe la metodología de solución propuesta para el desarrollo del sistema inteligente para la predicción de tiempos de arribo y disponibilidad de asientos de las unidades del transporte público.
- **Capítulo 5. Desarrollo del sistema:** En este capítulo se presenta la arquitectura, el diseño y el desarrollo de cada uno de los módulos de las aplicaciones que conforman al sistema.
- **Capítulo 6. Pruebas y resultados:** En este capítulo se presentan las pruebas realizadas utilizando el sistema desarrollado para validar el predictor de tiempos de arribo y el contador de pasajeros.
- **Capítulo 7. Conclusiones y trabajos futuros:** En esta sección se presentan las conclusiones y contribuciones. Así como los trabajos futuros que se pueden realizar a partir de este proyecto de investigación.

Capítulo 2

Marco conceptual

Los sistemas de transporte inteligente se han implementado en muchos países con diversas tecnologías para su aplicación. En este capítulo, se describen algunos conceptos que utilizan a menudo los sistemas de transporte inteligente y son utilizados en este proyecto de investigación.

2.1. Información del contexto

Es cualquier información que pueda ser usada para caracterizar la situación de una entidad. Una entidad es una persona, lugar u objeto que se considera relevante para la interacción entre un usuario y una aplicación, incluido el usuario y las aplicaciones mismas.

La cantidad de información que se puede categorizar como información de contexto es extremadamente amplia. Ubicación, tiempo, temperatura, humedad, presión y la actividad de los usuarios móviles son los indicadores de contexto más utilizados por las aplicaciones [12].

La información contextual puede ser, por ejemplo, la actividad o localización actual del usuario. El proveedor de contexto produce información de contexto a partir de los sensores en el entorno del propietario del contexto [13].

2.2. Latitud

Latitud es la distancia angular, en grados, minutos y segundos de un punto al norte o al sur del ecuador. Las líneas de latitud se refieren a menudo como paralelos [14]

La latitud abarca desde 90 grados norte (90° N) hasta 90 grados sur (90° S). También es posible que estas medidas se expresen con los signos positivo y negativo; así, +90° corresponde a 90° N y -90° corresponde a 90° S [15].

2.3. Longitud

Longitud es la distancia angular, en grados, minutos y segundos, de un punto al este o al oeste del Meridiano Prime (Greenwich). Las líneas de longitud se refieren a menudo como meridianos [14].

El rango de los meridianos abarca desde 180 grados longitud oeste (180° O) a 180 grados longitud este (180° E), o +180° y -180°, respectivamente [15].

2.4. Sistema de posicionamiento global

El Sistema de Posicionamiento Global o GPS (por sus siglas en inglés, *Global Positioning System*), es un sistema global de navegación por satélite que permite determinar en todo el mundo la posición de un objeto, una persona, un vehículo o una nave. Se puede alcanzar una precisión hasta de centímetros, usando el GPS diferencial, pero lo habitual son unos pocos metros.

El GPS funciona mediante una red de 27 satélites (24 operativos y 3 de respaldo) en órbita a 20.200 km sobre el globo terráqueo, con trayectorias sincronizadas para cubrir toda la superficie de la Tierra. Cuando se desea determinar una posición, el receptor que se utiliza

para ello localiza automáticamente como mínimo tres satélites de la red, de los que recibe unas señales indicando la posición y el reloj de cada uno de ellos. Con base en estas señales, el aparato sincroniza el reloj del Sistema de Posicionamiento y calcula el retraso de las señales; es decir, la distancia al satélite. Por "triangulación" los tres satélites calculan la posición en que el GPS se encuentra. [16].

La posición GPS es representada por medio de las coordenadas geográficas: latitud y longitud[17].

2.5. Internet de las cosas

El Internet de las Cosas se refiere al uso de dispositivos y sistemas inteligentemente conectados para aprovechar los datos recolectados por sensores y actuadores integrados en máquinas y otros objetos físicos [18].

El Internet de las Cosas se ha definido de diferentes maneras. En términos generales, se refiere a una red global distribuida (o redes) de objetos físicos que son capaces de detectar o actuar en su entorno, y capaces de comunicarse entre sí, con otras máquinas u ordenadores. Tales objetos "inteligentes" vienen en una amplia gama de tamaños y capacidades, incluyendo objetos sencillos con sensores incorporados, electrodomésticos, robots industriales, automóviles, trenes y objetos usables tales como relojes, pulseras o camisas. Su valor radica en la gran cantidad de datos que pueden capturar y su capacidad de comunicación, soportando el control en tiempo real o el análisis de datos que revela nuevas ideas e impulsa nuevas acciones[19].

2.6. Notación de Objetos JavaScript

La Notación de Objetos de JavaScript o JSON (Por sus siglas en inglés, *JavaScript Object Notation*) es un formato ligero de intercambio de datos. Leerlo y escribirlo es simple para humanos, mientras que para las máquinas es simple interpretarlo y generarlo. Está basado en un subconjunto del Lenguaje de Programación JavaScript. JSON es un formato de texto que es completamente independiente del lenguaje, pero utiliza convenciones que son ampliamente conocidos por los programadores de la familia de lenguajes C, incluyendo C, C++, C#, Java, JavaScript, Perl, Python, y muchos otros. Estas propiedades hacen que JSON sea un lenguaje ideal para el intercambio de datos[20].

2.7. Teléfono inteligente

Un teléfono inteligente o *Smartphone* es un teléfono móvil con funciones muy avanzadas, por ejemplo: cuenta con GPS, cámara, Bluetooth, acelerómetro, giroscopio, tiene una pantalla táctil de alta resolución, conectividad Wifi, capacidades de navegación web y la capacidad de aceptar aplicaciones sofisticadas. La mayoría de estos dispositivos funcionan con cualquiera de estos populares sistemas operativos móviles: Android, Symbian, iOS, BlackBerry OS y Windows Mobile [21].

2.8. Bluetooth

Bluetooth es un estándar abierto para comunicaciones de radiofrecuencia de corto alcance. La tecnología Bluetooth se usa principalmente para establecer redes inalámbricas de área personal. La tecnología Bluetooth se ha integrado en muchos tipos de dispositivos empresariales y de consumo, incluidos teléfonos celulares, computadoras portátiles, automóviles, impresoras, teclados, mouse y auriculares. Esto permite a los usuarios formar redes ad hoc entre una amplia variedad de dispositivos para transferir voz y datos. Bluetooth es una tecnología de bajo costo y bajo consumo de energía que proporciona un mecanismo para crear pequeñas redes inalámbricas ad hoc [22].

2.9. Concesión

La concesión es el mecanismo mediante el cual, quien tiene la titularidad de determinadas atribuciones y facultades, o de ciertos bienes y derechos, delega su ejercicio o aprovechamiento en favor de un tercero.

Concesión también puede definirse como: la institución a través de la cual el Estado atribuye el ejercicio de un servicio público a alguien que acepta prestarlo en nombre propio, por su cuenta y riesgo, en las condiciones fijadas y alterables unilateralmente por el poder público, pero bajo la garantía contractual de un equilibrio económico-financiero, siendo remunerado por la propia explotación del servicio, en general y básicamente, mediante tarifas cobradas directamente a los usuarios del servicio público [23].

2.10. Sistemas de transporte inteligente

Los sistemas de transporte inteligente (STI) son esencialmente la fusión del desarrollo en la informática, información tecnológica y telecomunicaciones unidas al sector automotriz experto y de transporte. La clave de las emergentes tecnologías de los STI ha sido diseñada a partir de los principales desarrollos en estos sectores. Los STI pueden entonces ser definidos como la aplicación de tecnologías de informática, información y comunicaciones al manejo, en tiempo real, de vehículos y redes que involucran el movimiento de gente y bienes [11].

El transporte y, así mismo, los STI asociados a este, integran tres componentes:

- Infraestructura – p. ej. Señales de tránsito, comunicaciones, computadores, peajes, sensores, etc.;
- Vehículos – tipos de vehículos, sus características de seguridad, su grado de uso de avanzados sistemas eléctricos y computarizados;
- Personas – comportamientos humanos, preferencias y usos de modalidades de transporte, regulación y aplicación.

Capítulo 3

Estado del arte

En este capítulo se presentan algunos trabajos de investigación que están relacionados con los sistemas de transporte inteligente implementados a la fecha. En general se describen las tecnologías implementadas, las técnicas utilizadas para proporcionar información a los usuarios, el alcance y la utilidad de dichos sistemas. Adicionalmente se presenta un caso de estudio en el cual se da a conocer la importancia de contar con información veraz y oportuna.

3.1. Tiempo de espera percibido y real de los usuarios del transporte público del sistema OneBusAway

En este trabajo de investigación[24] se aborda la percepción de tiempo de espera de los pasajeros que utilizan un sistema en tiempo real contra aquellos que no utilizan ningún sistema en tiempo real.

Se estudia el sistema de información de tránsito OneBusAway que proporciona información en tiempo real de la cuenta regresiva del siguiente autobús para los usuarios del metro del condado de rey en Seattle.

En este estudio se realizaron encuestas donde se les preguntó a los usuarios su percepción del tiempo cuando utilizan OneBusAway y cuando no hacen uso de éste, éstas fueron algunas de las preguntas más destacadas: ¿Cuánto tiempo esperan típicamente hasta que llega el autobús? ¿Cuánto tiempo llevan esperando? ¿Cómo se sienten al esperar el autobús?

Los resultados de las encuestas se pueden visualizar en las Tablas 3.1 y 3.2.

Tabla 3.1 Tiempos de espera medidos contra percibidos (En minutos) de los pasajeros usando la información de arribo tradicional.

Variable	Media	Desviación estándar
Espera percibida	6.19	3.51
Espera medida	5.36	2.97
Diferencia	0.83	2.85

Tabla 3.2 Tiempos de espera medidos contra percibidos (En minutos) de los pasajeros usando la información del tiempo de del sistema OneBusAway.

Variable	Media	Desviación. estándar
Espera percibida	4.98	2.76
Espera medida	4.66	2.43

Diferencia	0.32	2.25
-------------------	------	------

En las Tablas 3.1 y 3.2, los promedios de espera medida de los pasajeros utilizando la información de llegada tradicional fue 5.36 minutos y el promedio de la medición de la espera de los pasajeros utilizando información en tiempo real fue 4.66 min. La diferencia entre estos promedios de espera podría indicar que los usuarios de información en tiempo real no sólo perciben su espera más corta, sino que su tiempo de espera real es más corto.

Así también en otra encuesta que realizaron a 156 personas, después de analizar los datos se concluyó que los usuarios de información en tiempo real esperan casi 2 min menos que los que llegan utilizando la información tradicional. Mediante el uso de la información móvil en tiempo real, los usuarios no sólo perciben que su espera es más corta, sino que en realidad están llegando a la parada lo más cerca de la llegada real del autobús.

3.2. Sistema de información en tiempo real de llegada de autobuses

En este trabajo de investigación [25] se analiza el desempeño de un esquema de generación de información en tiempo real comúnmente desplegado.

Se evalúa el esquema de predicción de llegada de autobuses en tiempo real contra un horario convencional basado en un análisis empírico. Tal evaluación empírica de la generación de información en tiempo real requiere la comparación de los tiempos de llegada de vehículos reales y previstos.

El esquema empírico utilizado se implementa y evalúa tomando en cuenta las métricas de rendimiento relativas a la precisión y fiabilidad de los errores de predicción desde la perspectiva de los pasajeros y de los operadores.

El esquema de predicción de llegada de autobús evaluado se basa en datos instantáneos sobre la posición del autobús que se aproxima y el tiempo de viaje programado restante correspondiente. Hace uso de la técnica de “Localización automática de vehículos”.

Requiere, por lo tanto, las posiciones en tiempo real de todos los buses y una base de datos de horarios dependientes del tiempo.

El generador de información en tiempo real se aplicó entonces a datos de posicionamiento de vehículos de Estocolmo. Posteriormente, las predicciones generadas se compararon con los datos de llegada de los autobuses.

La precisión y fiabilidad del esquema de predicción de información en tiempo real se analizó comparando las predicciones generadas con los datos de posicionamiento del vehículo. Se encontró que este esquema subestimaba sistemáticamente el tiempo de espera restante en un 6.2% en promedio.

El desempeño del sistema de información en tiempo real arroja que 64% de todas las predicciones están dentro de un intervalo de error de ± 1 minuto, es considerado razonable por los autores.

3.3. Predicción de tiempo de arribo de los autobuses usando Redes Neuronales FBR Ajustadas por datos en línea

En este trabajo de investigación [26] se propone un enfoque de predicción de tiempos de arribo, el cual combina datos históricos e información de la situación en tiempo real. El enfoque incluye dos fases. En la primera fase, el modelo de las redes neuronales de función de base radial (RNFBR) se utiliza para aprender y aproximar la relación no lineal en datos históricos. Y en la segunda fase, se utiliza un método orientado en línea que se adapta a la situación actual.

Un método ideal para predecir el tiempo de llegada de los autobuses es adquirir la ley de transformación de la operación del vehículo mediante la minería de datos.

La primera fase del enfoque de la investigación considera la adquisición de datos históricos o de minería de datos, ya que se supone que los datos históricos implican información completa y que son significativos para implicar el tiempo de viaje en autobús en el futuro. RBFNN ofrece una nueva forma de establecer una cartografía entre todos los factores de influencia detectables y variables dependientes.

Las redes neuronales de función de base radial son redes pre-alimentadas con FBR como función de activación que puede procesar la aproximación universal a cualquier función continua por la precisión personalizada. RNFBR tienen la estructura de sólo tres capas que son la capa de entrada, la capa oculta y la capa de salida, las RNFBR se consideran eficaces, precisas, rápidas para converger, y capaces de evitar el problema de extremo local.

Las RNFBR utilizan las relaciones que existen entre el tiempo de viaje en autobús, el tiempo de permanencia, el número de pasajeros que entran o no, el retraso y la distancia entre dos paradas. Durante el experimento, se encontró que la velocidad de desplazamiento del autobús refleja en cierta medida el nivel de congestión de la carretera, y la situación de congestión debería afectar al tiempo de viaje del autobús.

La segunda fase de este enfoque, se encarga de ajustar los datos de línea base, obtenidos en la primera fase. El modelo de ajuste se realiza haciendo uso de los parámetros de funcionamiento en línea, los parámetros utilizados son la distancia y el tiempo que emplean los autobuses en sus recorridos habituales. A partir del modelo de ajuste se obtiene un método de predicción de velocidad instantánea usando el filtro de Kalman.

Para probar la eficiencia del enfoque se eligió un autobús de Dalian, China, del cual se recolectaron los datos básicos de una semana. Los datos fueron almacenados en una base de

datos para entrenar los modelos RNFBR y posteriormente realizar el ajuste en línea. Se utilizaron 3 teléfonos inteligentes en los cuales previamente se había instalado el software para realizar las peticiones de tiempo de arribo.

Se procesaron 90 conjuntos de peticiones de predicción aleatoria y se dieron los resultados del tiempo de viaje previsto. Los resultados fueron procesados para obtener la medida de exactitud a través del Error Medio de Porcentajes Absolutos (MAPE).

Para su comparación se realizaron pruebas utilizando el modelo de regresión lineal múltiple, Red Neural BP y RNFBR sin ajuste en línea.

Los resultados obtenidos de las pruebas demostraron que el enfoque RNFBR ajustado es el mejor, debido a que obtuvo el menor Error Medio de Porcentajes Absolutos. En la tabla 3.3 se muestran los resultados de los 4 enfoques al ser evaluados por el Error Medio de Porcentajes Absolutos (MAPE).

Tabla 3.3 Resultados de los 4 enfoques.

	MLR	BPNN	RBFNN	RBFNN Ajustado
MAPE	22.87%	17.41%	15.98%	7.59%

3.4. Predicción de tiempo de llegada de autobuses con teléfonos móviles basado en detección participativa

En este trabajo de investigación [27] se presenta un sistema de predicción de tiempo de llegada de autobuses basado en la detección participativa de los pasajeros. Haciendo uso de los teléfonos móviles, se recolecta el contexto ambiental circundante de los pasajeros de los autobuses para estimar las rutas de viaje en autobús y predecir la hora de llegada en varias paradas de autobús.

El sistema utiliza la señal de los dispositivos móviles para obtener el identificador (ID) de las torres de celda a las que se conectaron los dispositivos móviles a lo largo del trayecto. Los ID's son almacenados en una base de datos con la finalidad de ser procesados para calcular la ubicación de los autobuses. Los 3 ID's de las torres que tienen mayor potencia de señal entre un paradero y otro son los que se almacenan (En secuencia de 3).

La ubicación es calculada a partir de los patrones de conexión que realizan los dispositivos móviles a lo largo de la trayectoria de los autobuses. Es decir, la base de datos cuenta con las secuencias de los ID's que se relacionan con las paradas de la ruta. De tal modo que cuando el dispositivo móvil envía la secuencia de los 3 ID's de las torres con mayor potencia que detecta, la secuencia de ID's enviada se busca en la base de datos y se obtiene

la parada relacionada a dicha secuencia. La figura 3.1 muestra el envío de ID's en una trayectoria.

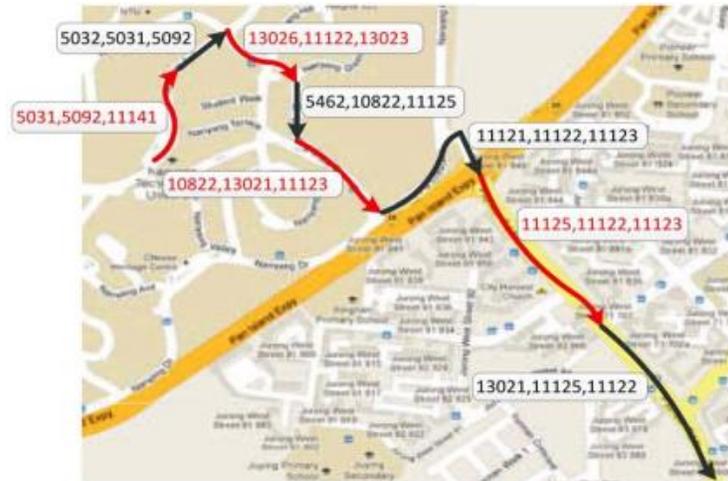


Figura 3.1 Envío de ID's en una trayectoria

La red de transporte público donde se realizaron las pruebas cuenta con lectores de tarjetas IC que se encargan de realizar el cobro del servicio de transporte público. Cuando los pasajeros ponen sus tarjetas IC sobre los lectores, los lectores envían un breve pitido de respuesta de audio para indicar el pago exitoso. El sistema es capaz de identificar si los usuarios se encuentran a bordo de los autobuses con la ayuda del micrófono de los dispositivos móviles. El micrófono detecta la respuesta de audio de los lectores de tarjetas, estas señales sonoras emitidas por los lectores no son ampliamente utilizadas en otros medios de transporte, como autobuses no públicos y taxis, lo que la vuelve una buena alternativa para conocer si los usuarios están a bordo de los autobuses.

Debido a que la técnica de detección de audio utilizada generaba falsos positivos a causa de pitidos similares de otros escenarios (Por ejemplo, el tren rápido de la ciudad donde fue realizada la investigación cuenta con sistemas de tarjetas IC que envían la misma señal), se utilizó el acelerómetro de los dispositivos móviles para reducir la falsa detección. Los trenes rápidos se mueven a velocidades relativamente estables con pocas paradas abruptas o vueltas agudas. Por el contrario, los autobuses se mueven típicamente con muchas vueltas agudas y frecuentes aceleraciones y desaceleraciones. Los movimientos estables y los movimientos con aceleraciones y desaceleraciones son identificados por el acelerómetro, es decir, el acelerómetro proporciona un clasificador que se encarga de verificar que los usuarios estén efectivamente en un autobús y no en otros escenarios desconocidos por el sistema. De esta manera fueron reducidos los falsos positivos en la investigación.

El tiempo estimado de arribo de los autobuses se calcula realizando la suma de tiempos 3 estimados desde las celdas donde se ubican los autobuses hasta los paraderos de consulta. El servidor *backend* estima los tiempos de acuerdo con los datos históricos obtenidos por el sistema.

El servidor calcula primero el tiempo de permanencia del bus en la celda actual, después el tiempo de desplazamiento del autobús en la celda de la parada de consulta, finalmente se realiza el cálculo del tiempo del desplazamiento que existe entre las celdas del próximo autobús al paradero de consulta. Los 3 tiempos obtenidos se suman para obtener el tiempo pronosticado de arribo.

El sistema se implementó en la plataforma Android con diferentes tipos de dispositivos móviles y se recopilieron datos reales durante 7 semanas. Según los resultados, el error de predicción promedio del sistema es de aproximadamente 80 segundos.

3.5. Predicción de tiempo de arribo de los autobuses utilizando múltiples rutas

En este trabajo de investigación [28] se dan a conocer varios modelos para predecir tiempos de arribo de autobuses a una misma parada, pero con diferentes rutas. En los modelos, se usan tiempos de recorrido de múltiples rutas para predecir el tiempo de llegada de los autobuses de cada una de estas rutas de autobús.

La investigación considera a las múltiples líneas de autobuses que arriban a una misma parada como factor de retraso de los autobuses además de las condiciones de tráfico que se presentan día con día en las ciudades. Debido a que existen múltiples rutas que arriban a una misma parada, se producen largas filas de autobuses (por la capacidad limitada de las paradas para recibir a un gran número autobuses) y por lo tanto se genera un tiempo de retraso que afecta la llegada de los autobuses.

La información que se utilizó para la construcción de los modelos de predicción fueron los tiempos de recorrido de los autobuses precedentes, ya que estos tiempos sirven para estimar las condiciones de tráfico. Los tiempos de recorrido de los autobuses precedentes no fueron exclusivos de la misma línea de autobuses (de la que se deseaba obtener el tiempo de arribo) sino que se consideraron también los tiempos de recorridos de múltiples rutas ya que a partir de los tiempos de recorrido de múltiples rutas se obtuvieron mejores resultados, a comparación de los resultados obtenidos por una sola ruta (línea de autobuses).

Se desarrollaron 4 modelos de predicción de tiempos de arribo utilizando las técnicas o algoritmos: Red neuronal artificial, Máquina de soporte vectorial, K vecinos más cercanos y Regresión lineal, para analizar, comparar y determinar el mejor modelo de predicción.

Los modelos propuestos para predecir la hora de llegada de autobuses en las paradas de autobuses con múltiples rutas fueron evaluados con datos del mundo real de la ciudad Hong Kong. En Hong Kong, el sistema de información de viajes en tiempo real proporciona información de tráfico de toda la red. El sistema de información de viajes en tiempo real calcula el tráfico en tiempo real a partir de los datos que son recopilados por la tecnología

de “Localización Automática de Vehículos”. Los registros de las etiquetas de “Peaje automático” se utilizan para la recaudación electrónica de peaje en Hong Kong. Casi todos los autobuses tienen instaladas las etiquetas de “Peaje automático” para la recaudación de peajes.

Se seleccionó la parada *Cross Harbour Tunnel* (CHT) para predecir el tiempo de arribo de los autobuses de las direcciones *Chatham Road North* (CRN) y *Ping Chi Street* (PCS). Es decir, se predijeron los tiempos de arribo de la dirección oeste (De CRN a CHT) y de dirección este (De PCS a CHT). En la dirección Oeste operan 8 rutas de autobuses y en la dirección Este operan 6 rutas

Los resultados de la predicción fueron evaluados por tres medidas de rendimiento: el error absoluto medio (MAE), el error porcentual absoluto medio (MAPE) y el error cuadrático medio (RMSE). Las tres medidas de rendimiento pueden juzgar la diferencia entre el tiempo de recorrido observado y el tiempo de recorrido previsto en diferentes aspectos. El valor promedio del MAE, el MAPE y el RMSE de los cuatro modelos para todas las rutas de autobuses se resumen en la figura. 3.2.

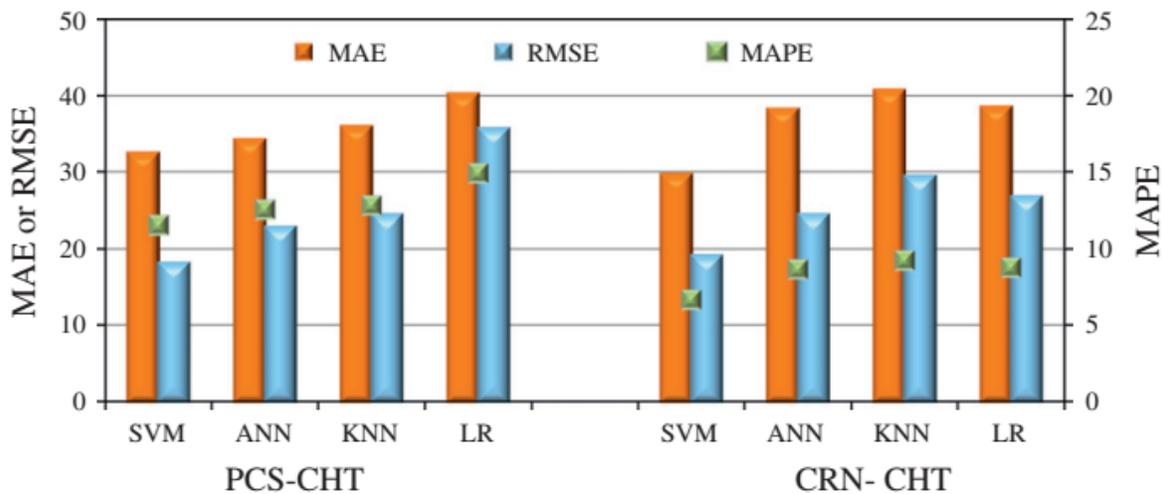


Figura 3.2 Gráfica de los 4 modelos de predicción.

Los resultados mostraron que los modelos propuestos eran más precisos que los modelos basados en los tiempos de funcionamiento del autobús de una sola ruta. Por otra parte, los resultados de la comparación mostraron que el rendimiento del modelo “Maquina de soporte vectorial” fue el mejor entre los cuatro modelos para la predicción del tiempo de llegada del autobús al tener los valores promedios más bajos del MAPE, dichos valores son: 11.5% y 6.69% para la dirección PCS-CHT y CRN-CHT respectivamente.

3.6. Predicción del tiempo de llegada de los autobuses basado en un modelo mixto

En este trabajo de investigación [29], se propone un modelo mixto de tres etapas para la predicción del tiempo de llegada del autobús. La primera etapa es el entrenamiento de patrones. En esta etapa, los patrones de fluctuación de retardo de tráfico (PFRT) son extraídos por el vecino K más cercano y K-means en los datos históricos del tiempo de tráfico. La segunda etapa es la predicción de un solo paso, que se basa en el filtro Kalman ajustado en tiempo real con una modificación del PFRT histórico. En la tercera etapa, a medida que aumenta la influencia de la ley histórica en la predicción a larga distancia, se combina dinámicamente la predicción de un solo paso con el modelo de transferencia histórica de Markov para llevar a cabo la predicción multietapa.

En este trabajo de investigación se analizaron los datos de la distribución del tiempo de recorrido de los autobuses de Hefei, China. Sobre estos datos se aplicaron (probaron) las tres etapas que conforman el modelo mixto.

Las tres etapas que conforman al modelo mixto se describen a continuación:

La primera etapa consta del entrenamiento del tiempo de viaje de los autobuses, de una base de datos histórica se obtienen patrones de fluctuación. Se utilizó KNN para identificar en la serie temporal, las secuencias pasadas que sean lo más similares a la serie actual y combinar sus valores futuros para predecir el siguiente valor de la secuencia actual. El patrón de fluctuación del retardo de tráfico se utiliza para ajustar la predicción de un solo paso soportada por el filtro de Kalman. K-means es utilizado para dividir las observaciones en grupos en los que cada observación pertenece al grupo con la media más cercana, sirviendo como prototipo del grupo. Mientras tanto, la distribución del tiempo de llegada del autobús indica que hay tres patrones de tiempo principales, incluyendo ningún retardo, retardo suave y retraso severo. Es decir, las relaciones de tiempo de llegada de cada sección vecina se agrupan en 3 centroides.

La segunda etapa se encarga de calcular el tiempo de recorrido del bus en base al flujo de tráfico en tiempo real y al patrón de fluctuación histórico. La predicción del tiempo de recorrido de un solo paso se define con la siguiente formula:

$$T_{k,KKM}^S = \delta_1 x_k + \delta_2 y_k$$

Donde el intervalo de tiempo (T_k) es igual a la combinación de la predicción del flujo de tráfico en tiempo real (X_k) y la modificación del patrón histórico (Y_k). Los coeficientes O_1 y O_2 se utilizan para ser ajustados en situaciones prácticas. Se utilizó un filtro de Kalman modificado para la predicción del tráfico en tiempo real. Por otro lado, en cuanto a la regla de distribución de fluctuación en series temporales, se recuperaron trayectorias de vecinos más próximos a partir de trayectorias históricas, utilizando la trayectoria en tiempo real

parcial disponible. Por lo tanto, la modificación del patrón de fluctuación histórica fue denotada por la predicción KNN.

La tercera etapa consiste en combinar la predicción de un solo paso con cadenas de Markov para conducir dinámicamente a una predicción de varios pasos. Debido a la independencia de cada período de flujo de tráfico en diferentes paradas de autobús, se pueden utilizar cadenas de Markov para predecir el tiempo de arribo. Para lograrlo, las cadenas de Markov utilizan la base de datos de transferencia histórica.

La predicción multi-etapa se describe en cuatro pasos:

Paso 1: Encuentra la máxima probabilidad de transición de Markov P_{\max} a la que pertenece el tiempo de llegada del autobús t_i .

Paso 2: Calcular el tiempo de recorrido del bus predicho por los datos históricos de la parada i a la parada $i + 1$.

Paso 3: Integrar el patrón histórico y la predicción de un solo paso con un método ajustado dinámicamente.

Paso 4: Repetir los pasos 1, 2 y 3, hasta alcanzar los pasos dados, proporcionados por la predicción multietapa.

Para verificar la eficacia el modelo mixto se experimentó en un conjunto de datos del mundo real. Los datos GPS se obtuvieron de los autobuses públicos de la línea 149 de la ciudad de Hefei, China. La línea 149 está constituida por 35 paradas de autobús establecidas.

El conjunto completo de datos contenía aproximadamente 57 millones de puntos GPS. Donde cada punto de datos GPS contenía la longitud, latitud, fecha, hora, ID del Bus, velocidad y dirección.

El método fue implementado por las herramientas Matlab y Libsvm para verificar la viabilidad e idoneidad. Los resultados obtenidos al probar el modelo mixto arrojaron un error de predicción del 10% en promedio y no mayor que 25%. Sin embargo, el valor máximo de MAPE del flujo de tráfico a corto plazo fue de 50%, debido a la disminución del tiempo de recorrido real.

3.7. Conclusiones del estado del arte

En este capítulo se han descrito varios trabajos relacionados con el trabajo de investigación desarrollado en esta tesis. Los trabajos anteriormente descritos muestran diferentes sistemas, arquitecturas y algoritmos aplicados, cuya finalidad es mejorar transporte público de las ciudades. Además, se demostró que es posible obtener los tiempos de arribos de las unidades de transporte público y que en general el transporte público funciona similar en muchas ciudades del mundo.

A partir de los trabajos de investigación descritos en el estado del arte, se creó una tabla comparativa con la finalidad de tener un panorama general de las características de cada uno de los trabajos de investigación y la investigación presentada en esta tesis. Los criterios tomados en cuenta son los siguientes:

- **Investigación:** Menciona el nombre de la investigación que se analizó.
- **Objetivo:** Menciona el objetivo de la investigación.
- **Sistema de información en tiempo real (SITR):** Menciona si la ciudad donde se realizó la investigación cuenta con un sistema de información en tiempo real implementado.
- **Tecnologías utilizadas:** Menciona las tecnologías utilizadas para la obtención de los datos, por ejemplo, la posición GPS.
- **Técnica de predicción:** Menciona la técnica o algoritmo empleado para el cálculo del tiempo de arribo.
- **Error precisión:** Menciona el porcentaje o tiempo del error de precisión.

La tabla comparativa de los trabajos relacionados y nuestro trabajo de investigación se muestra en la tabla 3.4

Tabla 3.4 Comparativa de los trabajos relacionados y la tesis.

Investigación	Objetivo	SITR	Tecnologías utilizadas	Técnica de predicción	Error precisión
Tiempo de espera percibido y real de los usuarios del transporte público del sistema OneBusAway [24]	Obtener la percepción de tiempo de espera de los pasajeros que utilizan un sistema en tiempo real contra aquellos que no utilizan ningún sistema en tiempo real.	Sí	Localización Vehicular Automatizada	Seguimiento GPS, tabla de arribos.	N/A
Sistema de información en tiempo real de llegada de autobuses [25]	Obtener el desempeño de un esquema de generación de información en tiempo real desplegado.	Sí	Localización Vehicular Automatizada	Esquema empírico	MAE = ± 60 s
Predicción de tiempo de arribo de los autobuses usando Redes Neuronales FBR Ajustadas por datos en línea [26]	Obtener la predicción de tiempos de arribo usando Redes Neuronales FBR y combinando datos históricos e información de la situación en tiempo real.	Sí	Localización Vehicular Automatizada	Modelo de las redes neuronales de función de base radial (RNFBR) y un método orientado en línea.	MAPE = 7.59%
Predicción de tiempo de llegada de autobuses con teléfonos móviles basado en detección participativa [27]	Predicción del tiempo de llegada de autobuses basado en la detección participativa de los pasajeros. Haciendo uso de los teléfonos móviles.	Sí	Audífono de los teléfonos inteligentes, acelerómetro de los teléfonos inteligentes, lectores de tarjetas, torres de celdas.	Triangulación por torres de celda y estadística de tiempos entre paradas.	MAE = ± 80 s

Investigación	Objetivo	SITR	Tecnologías utilizadas	Técnica de predicción	Precisión
Predicción de tiempo de arribo de los autobuses utilizando múltiples rutas [28]	Predecir tiempos de arribo de autobuses a una misma parada, pero con diferentes rutas.	Sí	Localización Vehicular Automatizada, Etiquetas de peaje automático	Modelo que considera a las múltiples líneas de autobuses que arriban a una misma parada, Maquina de soporte vectorial.	MAPE = 6.69%
Predicción del tiempo de llegada de los autobuses basado en un modelo mixto [29]	Predicción del tiempo de llegada de autobuses utilizando un modelo mixto de tres etapas.	Sí	Localización Vehicular Automatizada.	K vecinos más cercanos, K-means, filtro Kalman, transferencia histórica de Markov.	MAPE = 10%
Tesis: Desarrollo de un sistema para el uso eficiente del transporte público.	Desarrollar un sistema que permita consultar el tiempo de llegada y la disponibilidad de asientos de las unidades de transporte público utilizando los recursos tecnológicos disponibles.	No	Procesador Smartphone, GPS de los smartphones, contador de pasajeros de bajo costo.	Algoritmo propio estadístico del tiempo de recorrido entre paradas.	MAPE = 23.2%

Capítulo 4

Metodología de solución

En este capítulo se describe la metodología de solución del sistema inteligente aplicado en el transporte público. En la primera sección se describe brevemente la metodología de solución y en las siguientes secciones se describe de manera detallada cada una de las fases que la componen.

4.1. Descripción general de la metodología de solución

En este proyecto de investigación se llevó a cabo el desarrollo de un sistema inteligente que mejora al sistema de transporte público tradicional, el sistema es capaz de pronosticar la llegada de los autobuses y la disponibilidad de asientos de las unidades de transporte.

El sistema inteligente mejora la eficiencia del transporte público, de aquí en adelante mencionado como “TransportIn”, utiliza los recursos tecnológicos que se tienen a la mano por lo que su despliegue en una ciudad es relativamente fácil y rápido.

El sistema utiliza los dispositivos móviles como apoyo para la recopilación de la información del entorno del transporte público. La información de un entorno en particular en un determinado momento recibe el nombre de información del contexto. También se puede definir como: “cualquier información que se pueda usar para caracterizar la situación de una entidad, donde una entidad puede ser una persona, lugar u objeto físico o computacional”[30]. Así también para la recopilación de información del contexto fue desarrollado un dispositivo electrónico capaz de contabilizar a las personas que abordan y descienden de las unidades de transporte, a partir de esta información es posible calcular la disponibilidad de asientos.

En el desarrollo del sistema se crearon 3 aplicaciones móviles que son utilizadas por 3 tipos de usuarios con roles diferentes. La primera aplicación está destinada para los propietarios o concesionarios (de las corporaciones de transporte público), dicha aplicación recibe el nombre de ADM-BUS. La segunda aplicación está destinada para los operadores o conductores de las unidades de transporte público, la aplicación lleva por nombre OPR-BUS. Finalmente, la tercera aplicación desarrollada está destinada para los usuarios o pasajeros del transporte público, el nombre que se le ha dado es USR-BUS.

Para la predicción de tiempos de arribo es de suma importancia contar con la información de la trayectoria que siguen las unidades de transporte de una concesión. Por lo tanto, se llevó a cabo el mapeo o el seguimiento de las unidades de transporte para conocer la ruta de las unidades de transporte público. En dicha trayectoria se establecieron los paraderos más representativos de las unidades de transporte.

El sistema TransportIn se desarrolló en cuatro fases. A continuación, se describen brevemente cada una de las fases. En la figura 4.1 se muestra el diagrama de la metodología de solución propuesta.

Fase 1: Modelado de la ruta

En esta fase se diseñó la ruta de las unidades de transporte público de las distintas corporaciones a implementar el sistema. Para realizar el modelado de la ruta se desarrolló un método que consta de 2 funciones en general, la primera se encarga de obtener la

posición GPS de las paradas de la ruta y la segunda se encarga de crear un grafo dirigido en función de las paradas establecidas.

Fase 2: Prototipo contador de pasajeros

En esta fase se llevó a cabo el diseño y desarrollo de un dispositivo electrónico capaz contabilizar a los pasajeros que abordan las unidades de transporte público.

Fase 3: Recopilación del contexto

En esta fase se llevó a cabo el desarrollo de un servicio capaz de obtener la información del contexto de las unidades del transporte público. La información se obtiene periódicamente y en función del desplazamiento y los abordajes de las unidades de transporte público.

Fase 4: Predicción de tiempos de arribo

En esta fase se desarrolló el algoritmo encargado de procesar la información del contexto para obtener el tiempo pronosticado de arribo de las unidades de transporte público.

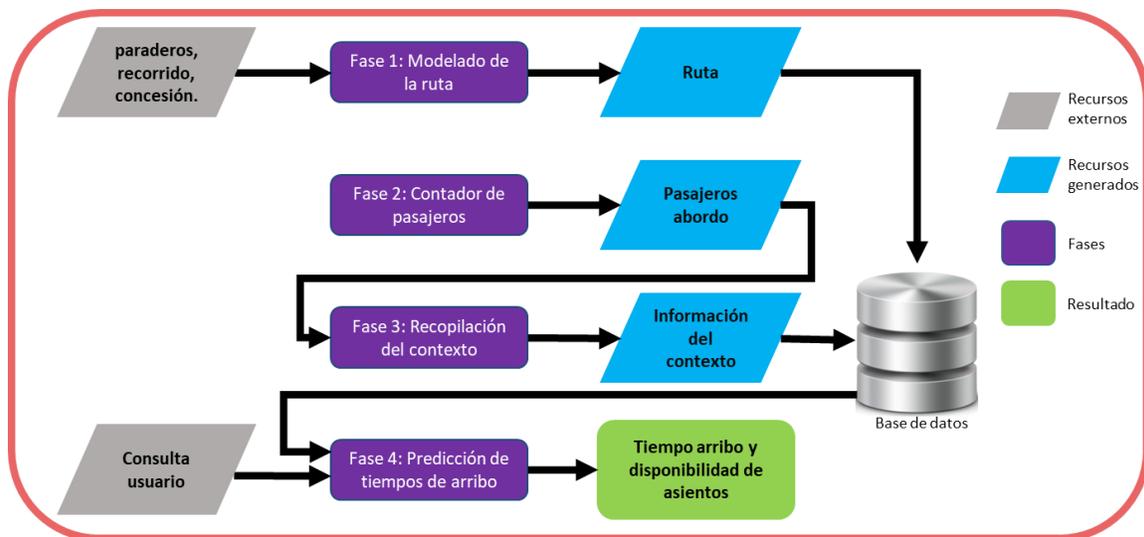


Figura 4.1 Metodología de solución

4.2. Fase 1: Modelado de la ruta

La primera fase de nuestra metodología consiste en el modelado de la ruta que recorren las unidades de transporte, de acuerdo a la corporación que pertenecen. El modelado de la ruta se realiza con la finalidad de obtener el recorrido y las paradas a las que arriban las unidades de transporte público. El modelado de la ruta se utiliza en la fase 3 de nuestra metodología para el funcionamiento y procesamiento de la información del contexto del algoritmo propuesto.

El transporte público en condiciones normales siempre sigue una ruta, en la cual se establecen paraderos para que las personas puedan tener el acceso al servicio.

Una ruta de transporte público en la práctica rara vez es simétrica, es decir, en pocas ocasiones un autobús parte de un Punto A a un Punto B y regresa por el mismo trayecto cuando parte del Punto B al Punto A. Por lo tanto, una ruta se compone de 2 trayectos (sub rutas o direcciones), un trayecto corresponde cuando se parte de un Punto A a un Punto B y el otro trayecto es cuando se parte de un Punto B a un Punto A.

La figura 4.2 muestra un ejemplo de los 2 trayectos de una ruta de transporte público

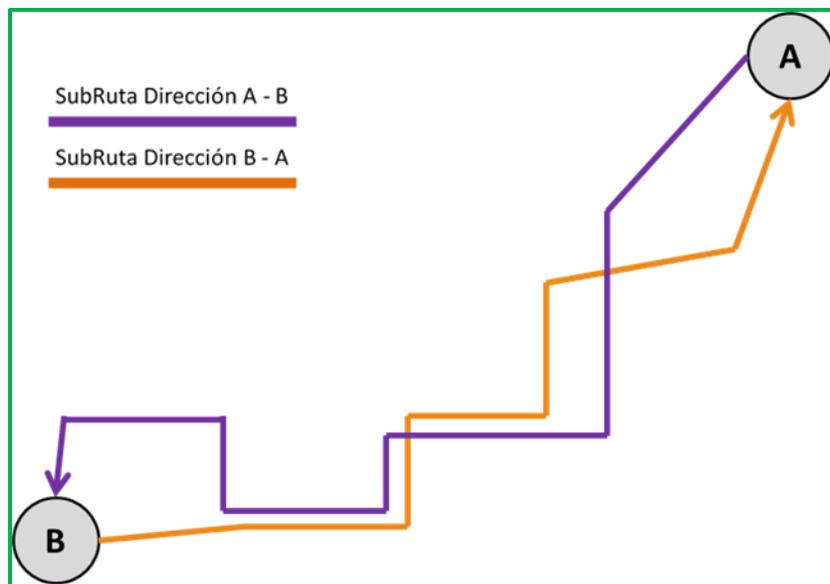


Figura 4.2 Composición de una ruta.

Los trayectos podemos verlos cómo grafos direccionales, dónde: las paradas de los autobuses se representan como nodos y las distancias entre un nodo y otro nodo, se representan como segmentos o aristas.

Para el modelado de la ruta es indispensable contar con la información de la ruta de las unidades de transporte, es decir tener la información del punto de salida y el punto de llegada, las paradas a las que arriban las unidades de transporte, las calles o avenidas por donde circula, etc.

Los trayectos se diseñaron a través de un modelador que fue desarrollado. El modelador consta de 2 funciones: la primera se encarga de obtener la posición GPS de las paradas de las rutas y la segunda se encarga de crear un grafo dirigido en función de las paradas establecidas. Este modelador hace uso de la API de *google maps* [31] y la extiende para la definición de cada uno de los paraderos que componen a una ruta.

La primera función, se encarga de obtener la posición GPS de las paradas. El procedimiento se lleva a cabo de la siguiente manera:

1. Se despliega el mapa de GoogleMaps, haciendo uso de la clase “*SupportMapFragment*”, y se centra en la localidad donde se desea trazar el trayecto del servicio por medio del método “*moveCamera*”.
2. Se establecen las paradas a través de marcadores (*markers*), interactuando en el mapa desplegado y apoyándose de la información de la ruta.
3. Se obtienen las coordenadas GPS (latitud, longitud) de las paradas establecidas en el mapa de *googleMaps*.

La segunda función encargada de crear los grafos dirigidos, se realiza de la siguiente manera:

1. Se analiza y define la variabilidad de la longitud y latitud de cada paradero (a excepción del primer paradero). La variabilidad se define como el incremento o decremento de la latitud y/o longitud con respecto al paradero anterior.
2. Una vez definida la variabilidad se identifica el paradero asignándole una posición en el trayecto y un nombre.
3. Las rutas son almacenadas en una base de datos con un identificador único.

El modelado de la ruta es una acotación que se realiza a través de marcadores, cada marcador representa a un nodo y la distancia entre un nodo y otro nodo en línea recta representa a una arista. El sistema tiene un mejor funcionamiento cuando se acotan a detalle las rutas, se debe prestar especial atención en los tramos de la ruta donde existen “curvas”.

La figura 4.3 muestra una ruta acotada adecuadamente y también muestra a la misma ruta pobremente acotada.

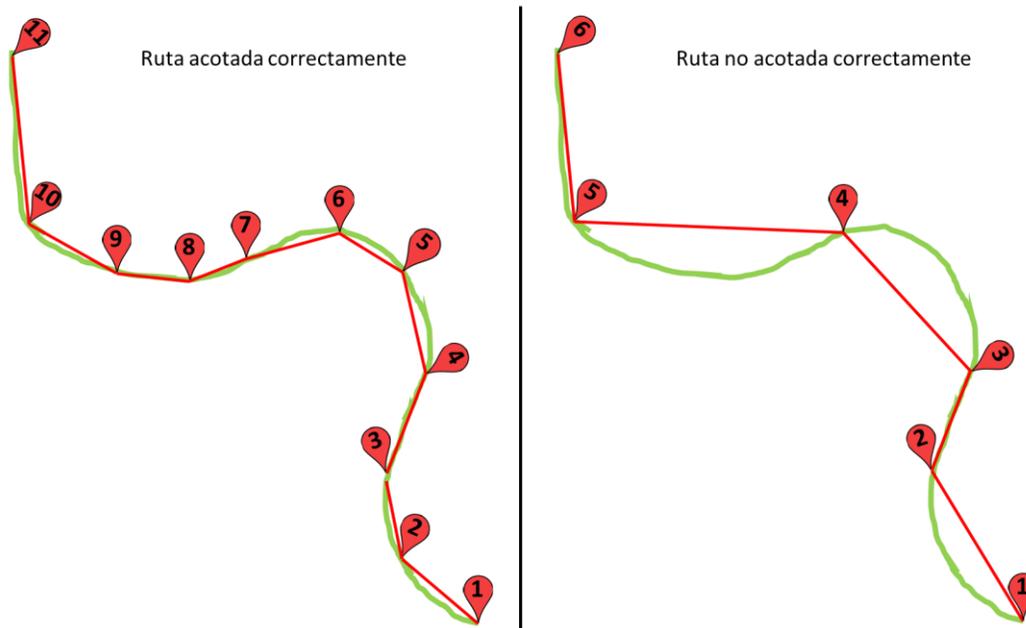


Figura 4.3 Acotamiento de las rutas.

El correcto acotamiento de las rutas permite obtener una mejor variabilidad de latitud y longitud entre paraderos. La variabilidad es utilizada por el servicio sensible al contexto para determinar en cuál segmento circulan las unidades de transporte y en cuál dirección. Finalmente, la ubicación obtenida de las unidades de transporte público se utiliza por el algoritmo predictivo para calcular los tiempos de arribo. La figura 4.4 muestra la relación entre el acotamiento y la variabilidad.

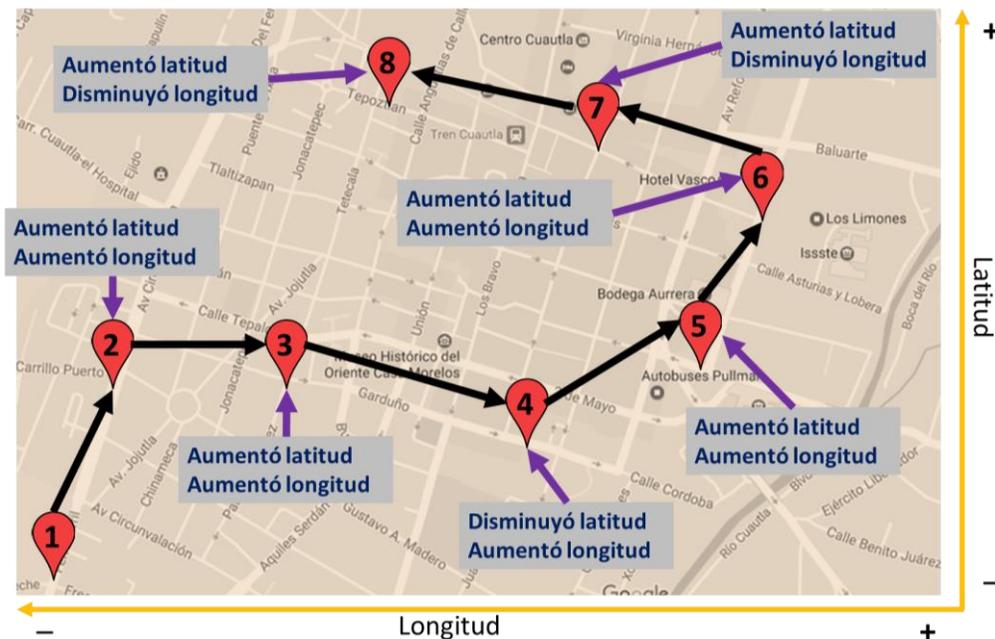


Figura 4.4 Relación entre el acotamiento y variabilidad GPS.

4.3. Fase 2: Contador de pasajeros

En esta fase se llevó a cabo el desarrollo de un dispositivo electrónico de bajo costo capaz de contabilizar a los pasajeros que utilizan el servicio de transporte público. Se decidió desarrollar este dispositivo ya que en México no se cuenta con información al alcance de la población para la toma de decisiones con respecto a la ocupación de las unidades de transporte público.

Muchas corporaciones que se encargan de dar servicio de transporte público han instalado contadores de pasajeros en las unidades de transportes que componen a sus corporaciones [32]. Sin embargo, dicha información es privada, es decir solamente es reservada para los propietarios de las corporaciones con la finalidad de llevar el registro de los ingresos proporcionados por el conductor contra el número de pasajeros que abordaron el autobús.

El diseño del contador fue realizado a partir de un análisis de los dispositivos implementados y comercializados que permiten contabilizar a las personas que abordan una unidad de transporte público.

A continuación, se mencionan las tecnologías más comunes que se utilizan para la medición del número de pasajeros que abordan o descienden de una unidad de transporte público:

- Sensor de presión de peso.
- Cámaras y procesamiento de imágenes.
- Barras infrarrojas.

Después de realizar el análisis se definieron los componentes que integrarían a nuestro contador de pasajeros. El dispositivo consta de:

- 2 sensores ultrasónicos HC-SR04. Encargados de detectar cuando un pasajero sube a la unidad o desciende de la misma.
- Un módulo de bluetooth HC-05. Su función es comunicarse con el Smartphone del conductor.
- Una placa de Arduino Nano. La placa de Arduino se encarga de procesar los datos recibidos de los sensores ultrasónicos. También se encarga de enviar los eventos de “Ascenso” y/o “Descenso” de pasajeros al Smartphone por medio del Bluetooth.

Se utilizó el software Fritzing para el diseño del circuito electrónico de nuestro contador. El software Fritzing permite interconectar componentes electrónicos de forma gráfica, visualizar el diseño de los circuitos y crear esquemas de circuitos impresos para su impresión en placas fenólicas.

El circuito de nuestro contador de pasajeros se puede visualizar en la figura 4.5.

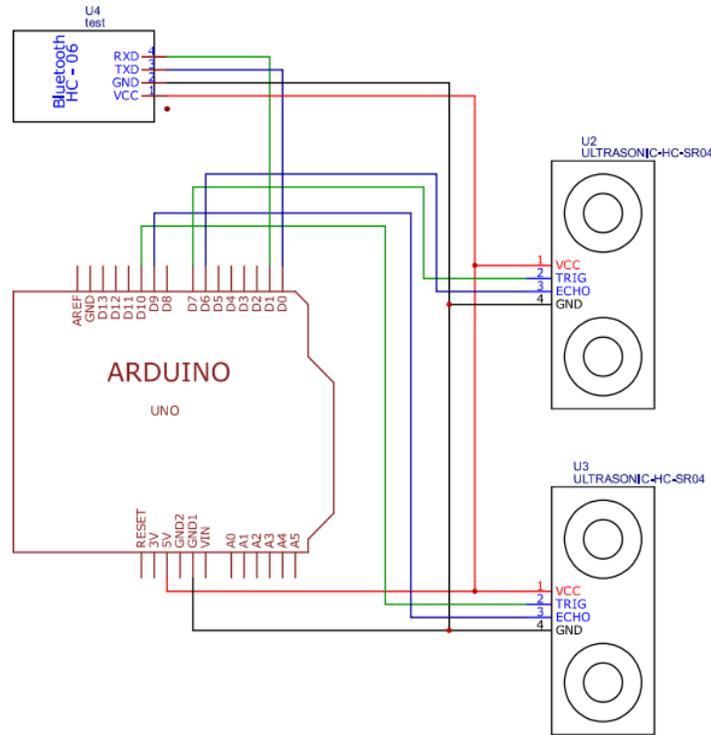


Figura 4.5 Diagrama del diseño del contador

El contador de pasajeros de bajo costo permite contabilizar a los pasajeros que abordan o descienden del autobús proporcionando el estado del autobús en tiempo real a los pasajeros por medio del Smartphone del conductor que enviará el estado a través de internet.

Los sensores ultrasónicos fueron alineados uno a lado del otro con una separación de 15 centímetros, la información obtenida de los sensores es procesada en la placa de Arduino. La figura 4.6 muestra a los componentes utilizados y la separación entre los dos sensores ultrasónicos.

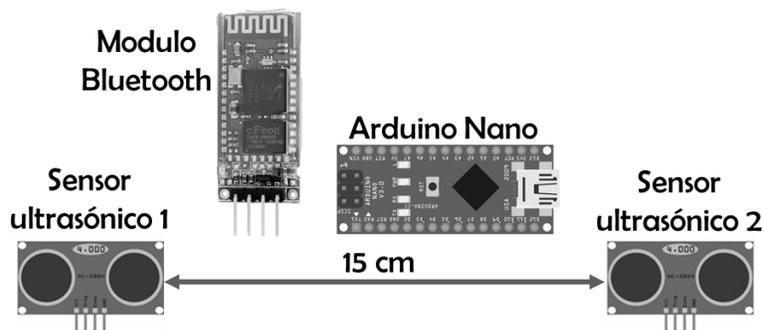


Figura 4.6 Elementos del contador de pasajeros.

Los sensores ultrasónicos miden la distancia a un objeto, utilizando el envío y recepción de ondas de sonido cuando éstas rebotan en el objeto. La medición de la distancia se realiza tomando el tiempo que tardó la onda en retornar al sensor desde que fue generada [33].

Los sensores fueron configurados para medir una distancia máxima, equivalente a la distancia que mide el ancho de la puerta de acceso de las unidades de transporte. En promedio la puerta de acceso mide 80 cm.

El contador de pasajeros, contabiliza a los pasajeros cuando estos atraviesan los sensores 1 y 2. Dando como resultado que la medición de los sensores sea menor a la distancia máxima que se estableció anteriormente (80 cm).

El contador de personas funciona de la siguiente manera cuando un usuario aborda una unidad de transporte:

1. Cuando una persona pasa por el sensor 1, la medición de distancia de dicho sensor será menor a la distancia máxima establecida (en este caso 80 cm), creando un ciclo de espera.
2. El contador queda en espera de que el usuario pase por el sensor 2 en un lapso menor a 3 segundos. El lapso de tiempo fue establecido a 3 segundos de acuerdo al tiempo promedio que una persona tarda en pasar por los 2 sensores.
3. Si el pasajero atraviesa el sensor 2 antes de que termine el tiempo de espera el contador registrará dicha acción como un abordaje. De no atravesar el sensor 2 el contador iniciará su ciclo normal nuevamente. La figura 4.7 muestra el abordaje de un pasajero.

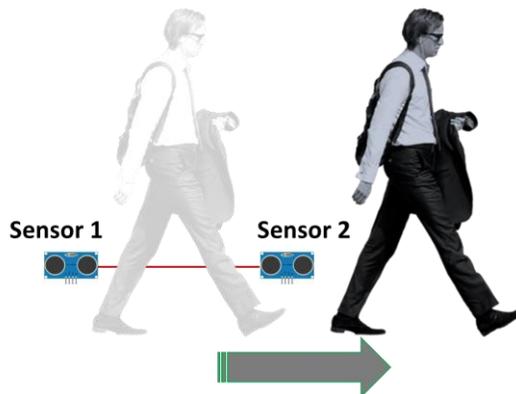


Figura 4.7 Abordaje de un pasajero.

El funcionamiento del contador de pasajeros es similar cuando una persona desciende de una unidad de transporte con la diferencia de que en este caso el pasajero pasa primero por el sensor 2 y después por el sensor 1. La figura 4.8 muestra el descenso de un pasajero.

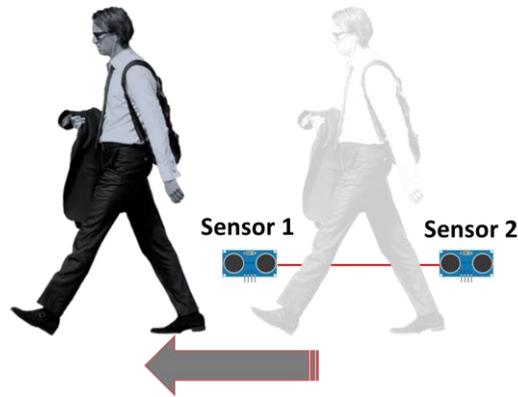


Figura 4.8 Descenso de un pasajero.

El contador de personas envía por Bluetooth los eventos “abordaje” y “descenso” de acuerdo al evento suscitado en las unidades de transporte. Los eventos son recibidos por el smartphone del conductor para su procesamiento, el smartphone suma y/o resta en un contador interno dependiendo de los eventos recibidos. Posteriormente, a partir del valor del contador interno se obtiene uno de los tres estados de disponibilidad de asientos, los cuales son: buena, regular y poca disponibilidad de asientos.

4.4. Fase 3: Recopilación del contexto

En esta fase se desarrolló un servicio sensible al contexto encargado de obtener, pre-procesar y enviar la información del contexto a un servidor remoto, la información del contexto será procesada posteriormente por el algoritmo predictor.

El servicio se compone de 5 funcionalidades las cuales son: una interfaz de comunicación bluetooth para lectura de los datos del contador de pasajeros (*IComContador*), un método encargado de procesar los datos del contador de pasajeros (*statusAsientos*), un método encargado de obtener la información del contexto (*extraerContext*), un método encargado de enviar la información del contexto (*enviarContext*), y un método que analiza la posición GPS para determinar la arista actual y la arista anterior de las unidades de transporte (*obtenerAristas*).

Cuatro funcionalidades se instalan en los teléfonos inteligentes de los conductores y una funcionalidad se instala en el servidor central.

La figura 4.9 muestra cómo interactúan los 5 componentes que integran el servicio sensible al contexto.

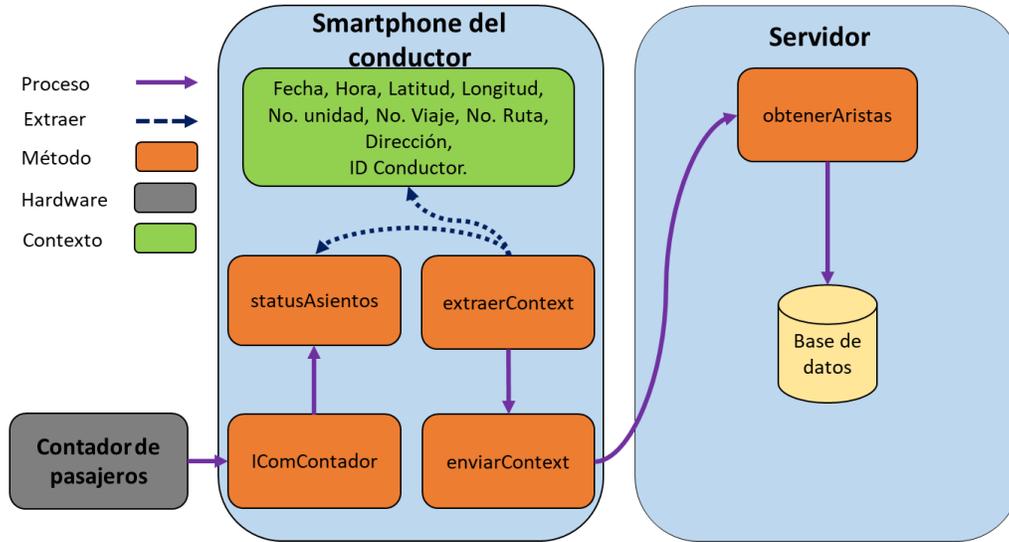


Figura 4.9 Componentes del servicio sensible al contexto.

La interfaz de comunicación “IComContador” se encarga de obtener los datos que envía el contador de pasajeros al Smartphone vía bluetooth. La interfaz “IComContador” constantemente lee los datos recibidos en el *bluetooth* integrado del Smartphone. Cada vez que el contador de pasajeros envía un evento (sea “Ascenso” o “Descenso”), la interfaz “IComContador” lee los datos y los codifica a los valores correspondientes de ascenso y descenso (1 y 0 respectivamente). Posteriormente, los eventos recibidos son enviados al método “statusAsientos”.

El método “statusAsientos” se encarga de llevar el conteo de las personas a bordo de acuerdo a los eventos recibidos. Cuando los conductores acceden a la aplicación el método “statusAsientos” es inicializado con el número de asientos de la unidad de transporte que operan. A partir del número de asientos se crean 3 rangos que corresponden a 3 estados de disponibilidad de asientos, los cuales son buena, mediana y baja disponibilidad de asientos. El método “statusAsientos” incrementa en uno en un contador interno si se recibió un evento de ascenso, y decrementa en uno si se recibió un evento de descenso. De acuerdo al número de personas a bordo, que contabiliza el contador interno, se establece un estado de disponibilidad de asientos.

El método “extraerContext” se encarga de extraer la información del contexto al darse un evento de cambio de posición GPS. La información del contexto que se obtiene de las unidades del transporte público es: la posición GPS, la disponibilidad de asientos, la hora, fecha, numero de unidad, número de viaje, id del conductor, número de la ruta y dirección de la ruta. La información del contexto se extrae del Smartphone del conductor y del contador de pasajeros (a través del método `statusAsientos`). La figura 4.10 muestra el momento en el que se extrae la información del contexto al darse un cambio de posición GPS.

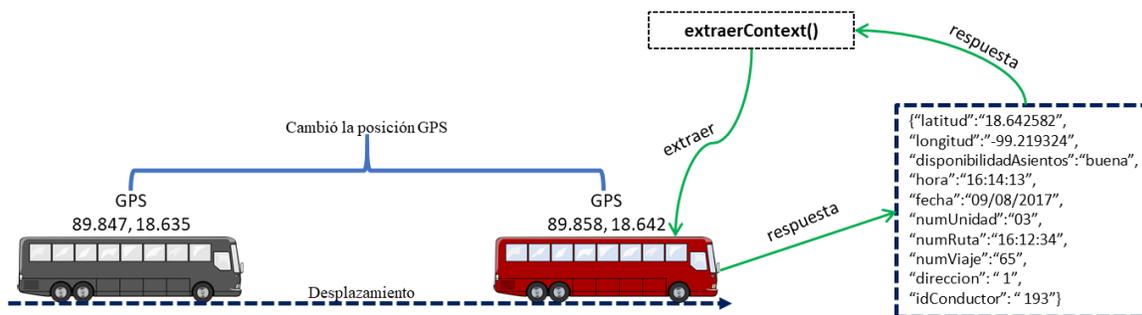


Figura 4.10 Extracción del contexto de un autobús.

El método “enviarContext” es un método que se encarga de enviar la información del contexto al servidor central de forma periódica utilizando los recursos de internet de los teléfonos inteligentes.

El método enviarContext utiliza un servicio web que fue desarrollado para el envío de la información, la información se envía en formato JSON. La información enviada es recibida por el método “obtenerAristas” para ser procesada.

El método “enviarContext” se puede programar para enviar la información del contexto a un menor o mayor tiempo. Sin embargo, si la información del contexto se envía en periodos muy largos de tiempo, la información se vuelve poco oportuna y desactualizada. Por el contrario, si la información se envía en periodos muy cortos de tiempo, la información se vuelve redundante y puede saturar al servidor central. Por lo cual se ha programado el envío de la información cada 20 segundos por ser un tiempo en el que se refleja adecuadamente la variación de la posición GPS con poca información repetida.

El método “obtenerAristas” se ejecuta en el servidor y se encarga de procesar la información del contexto para obtener la arista en la que están circulando las unidades de transporte (*aristaActual*). Si es la primera vez que se obtiene la *aristaActual* se asigna el valor “Verdadero” a una variable llamada “*nuevaArista*”, en caso contrario se asigna el valor “Falso”.

Después, el método obtenerAristas inserta en la base de datos la información del contexto y la *aristaActual*. Finalmente, se envía la *aristaActual* al algoritmo predictivo para actualizar el tiempo de recorrido de la arista anterior, siempre y cuando el identificador *nuevaArista* sea igual a “Verdadero”.

La arista en la que están circulando las unidades de transporte se obtiene por comparación, es decir, la posición GPS de la información del contexto se compara con cada una de las aristas posteriores a la última arista actual identificada. Cada arista posee ciertas condiciones de variabilidad GPS que deben cumplirse, si la posición GPS del contexto cumple las condiciones de alguna de las aristas posteriores significa que en esa arista está circulando la unidad de transporte que envió la información del contexto.

La figura 4.11 muestra el momento en el que se obtiene la arista actual, a partir de esta arista se consulta en la base de datos si es o no una nueva arista.

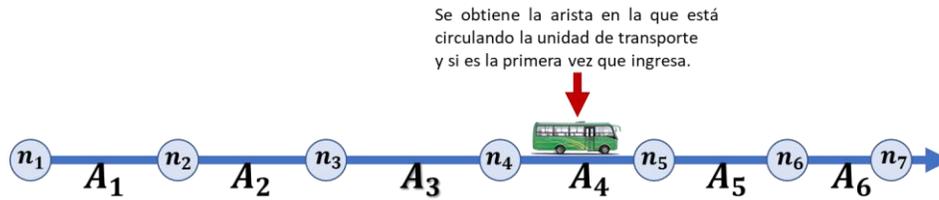


Figura 4.11 Arista actual de la unidad de transporte.

El servicio sensible al contexto está incluido en la aplicación OPR-BUS, por lo que al instalar la aplicación se instala el servicio. La aplicación debe ser instalada en los teléfonos inteligentes de los conductores debido a que ellos están a bordo de las unidades de transporte público en todo el viaje que realizan. Por tratarse de un servicio que utiliza información privada como son el GPS y el Bluetooth del Smartphone, es necesario que los usuarios den su aprobación para que el servicio pueda acceder a dicha información.

La aplicación OPR-BUS solicita la aprobación y da a conocer que utilizará la ubicación para su funcionamiento. Por lo que al aceptar el acuerdo el usuario da su consentimiento para que la aplicación envíe la ubicación del teléfono inteligente al servidor central.

En la figura 4.12 se observa el mensaje que se muestra cuando la aplicación se instala en los teléfonos inteligentes de los conductores, los conductores pueden aceptar o rechazar la aprobación para acceder a su ubicación.

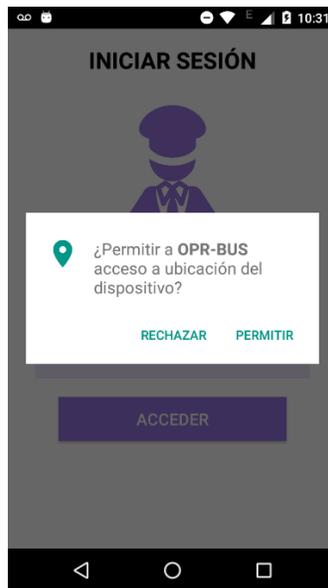


Figura 4.12 Permiso para acceder a la ubicación.

Adicionalmente, el servicio sensible al contexto cuenta con un método encargado de restringir el envío de la información del contexto si no existe conexión bluetooth del teléfono inteligente con el contador de pasajeros. Este método garantiza que el Smartphone

enviará su ubicación si el contador de pasajeros está cerca. En otras palabras, el método relaciona la unidad de transporte con el conductor.

En caso de no contar con el contador de pasajeros el método puede ser configurado a través de la aplicación OPR-BUS para desactivar la restricción de envío. Al desactivar la restricción se notifica cada cierto tiempo a los conductores que la aplicación se encuentra en ejecución. Las notificaciones se hacen con la finalidad de que los conductores cierren la aplicación y así evitar información que no pertenece al contexto del transporte público

4.5. Fase 4: Predicción de tiempos de arribo

En esta fase se desarrolló un algoritmo capaz de predecir los tiempos de arribo de las unidades del transporte público. El algoritmo se compone de 2 métodos, que se encargan de actualizar la información estadística de las aristas y dar respuesta a las peticiones de los usuarios.

El primer método se encarga de actualizar la información estadística de las aristas, el procedimiento se lleva a cabo de la siguiente manera:

1. El método obtiene la *aristaActual* que envió el servicio sensible al contexto.
2. Se obtiene la “arista a calcular” (A_c), restando uno a la *aristaActual*. La “arista a calcular” será la arista anterior a la *aristaActual*. La figura 4.13 muestra la arista que se calculará cuando una unidad de transporte entra a una nueva arista.

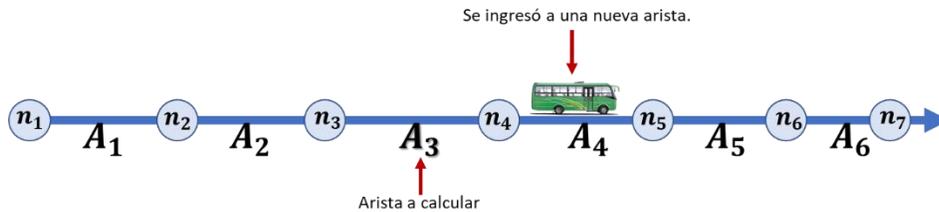


Figura 4.13 Arista a calcular.

3. Se identifica el nodo inicial (n_i) y el nodo final (n_f) de la arista a calcular. La figura 4.14 muestra los nodos inicial y final de la arista a calcular.

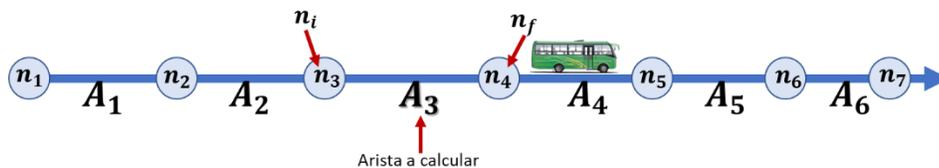


Figura 4.14 Identificación del nodo inicial y final.

4. Se busca en la base de datos la hora a la que pasó la unidad de transporte por el nodo inicial ($horaN_i$) y la hora a la que pasó por el nodo final ($horaN_f$) de la arista a calcular (A_c).

Debido a que el autobús envía periódicamente los datos y que está en función de la cobertura de la compañía de telefonía, es poco probable tener resultados haciendo búsquedas exactas de la posición GPS de los nodos inicial y final. Esto se debe a

que la posición GPS de las paradas varía con respecto a la posición GPS de las unidades de transporte. Las razones más comunes son porque el autobús no realiza paradas exactas en la posición GPS de la parada o porque los datos del contexto no se enviaron en el preciso momento cuando pasaba la unidad de transporte por la parada. Por tal motivo el algoritmo realiza búsquedas en la base de datos por 50 metros a la redonda de las paradas (Figura 4.15).

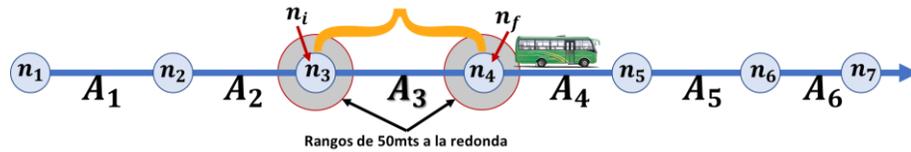


Figura 4.15 Búsqueda de la hora de ingreso y salida de la arista a calcular.

5. Se obtiene el tiempo de recorrido de la arista a calcular (t_{Ac}). La fórmula empleada es la siguiente: $t_{Ac} = \text{hora}N_f - \text{hora}N_i$.
6. El tiempo promedio de la arista que se corresponde con la arista a calcular (t_{PAc}) se obtiene de la base de datos.
7. Se realiza una suma ponderada del tiempo de recorrido de la arista a calcular (t_{Ac}) con el tiempo promedio de la arista a calcular (t_{PAc}). El tiempo de recorrido de la arista a calcular tiene mayor peso mientras que el tiempo promedio de la arista a calcular tiene menor peso. Se Utiliza la siguiente fórmula para obtener el nuevo valor de la arista promedio: $t_{PAc} = (t_{Ac} * 0.7) + (t_{PAc} * 0.3)$.
Los valores constantes 0.7 y 0.3 se obtuvieron de manera heurística al realizar múltiples viajes en las rutas de prueba (R1 y R14). Los tiempos de recorrido de cada arista nueva y cada arista almacenada se multiplicaron por diferentes pares de valores (0.5-0.5; 0.6-0.4; 0.7-0.3; 0.8-0.2; 0.9-0.1). Donde los valores 0.7 y 0.3 fueron los que tuvieron mejores resultados.
8. El nuevo valor de t_{PAc} se actualiza en la base de datos en la tabla Aristas_diarias.

El segundo método se encarga de procesar las peticiones que realizan los usuarios. Las peticiones se componen de la línea de transporte (concesión o corporación), la dirección y un paradero como punto de consulta.

El procedimiento que realiza el método para procesar las peticiones de los usuarios se describe a continuación:

1. El método se ejecuta cuando se recibe alguna petición de los usuarios.
2. Se obtienen los 3 parámetros dados por los usuarios, los cuales son: la línea de transporte, la dirección y el paradero de consulta (nodo de consulta).
3. Se obtiene la posición GPS de las unidades de transporte público que circulan en la línea de transporte y dirección dadas.

- Se obtiene la unidad de transporte más cercana al paradero de consulta. Se busca el autobús más cercano que esté circulando en la arista anterior al paradero de consulta. De no encontrarse un autobús en la arista dada, el algoritmo continúa buscando en las aristas posteriores al paradero de consulta. La figura 4.16, ejemplifica este punto.

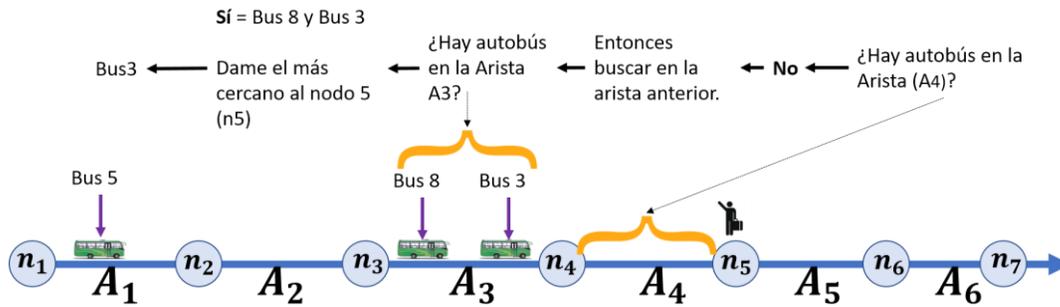


Figura 4.16 Búsqueda de la unidad más cercana.

- Se obtienen las aristas que separan a la unidad de transporte del paradero de consulta. Para posteriormente realizar la sumatoria de los tiempos de las aristas.

La figura 4.17 muestra la sumatoria de los tiempos promedios de las aristas que separan a la unidad de transporte del paradero de consulta.

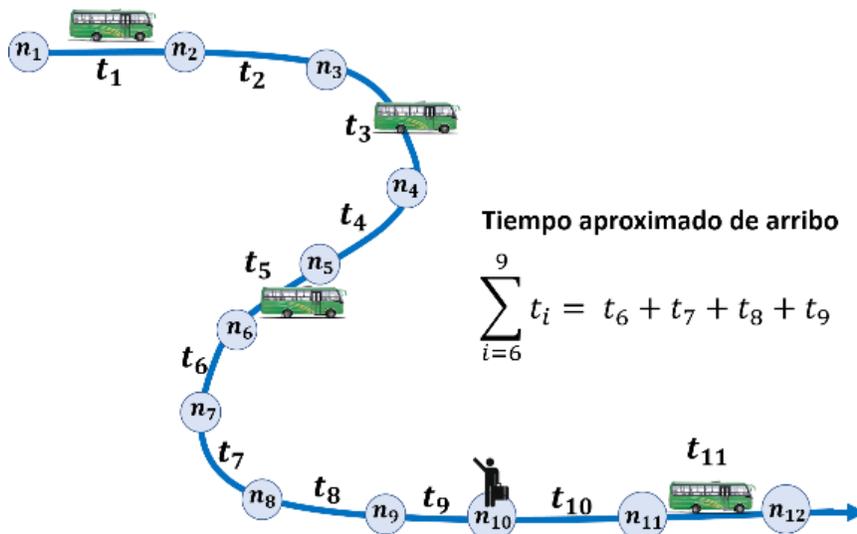


Figura 4.17 Cálculo de tiempo de arribo.

- Se obtiene el tiempo proporcional (tp) de la arista en la cual circula la unidad de transporte. El tiempo proporcional se calcula de la siguiente manera: Se obtiene la distancia restante al próximo nodo, la distancia se multiplica por el tiempo

promedio de la arista y se divide entre la distancia que mide la arista en la cual circula la unidad de transporte. Es decir, se obtiene utilizando la siguiente formula:
 $tp = (DistanciaRestante * tiempoArista)/DistanciaArista.$

- Se suma el tiempo proporcional de la arista en la que circula la unidad de transporte (tp) a la sumatoria de las aristas que separan a la unidad de transporte del usuario. El tiempo proporcional se suma a la sumatoria de las aristas, debido a que las unidades de transporte no siempre se encuentran exactamente en un nodo cuando los usuarios realizan las consultas.

La figura 4.18 muestra el ejemplo del punto 5, sumando el tiempo proporcional de la arista 5 (tp_5) a la sumatoria.

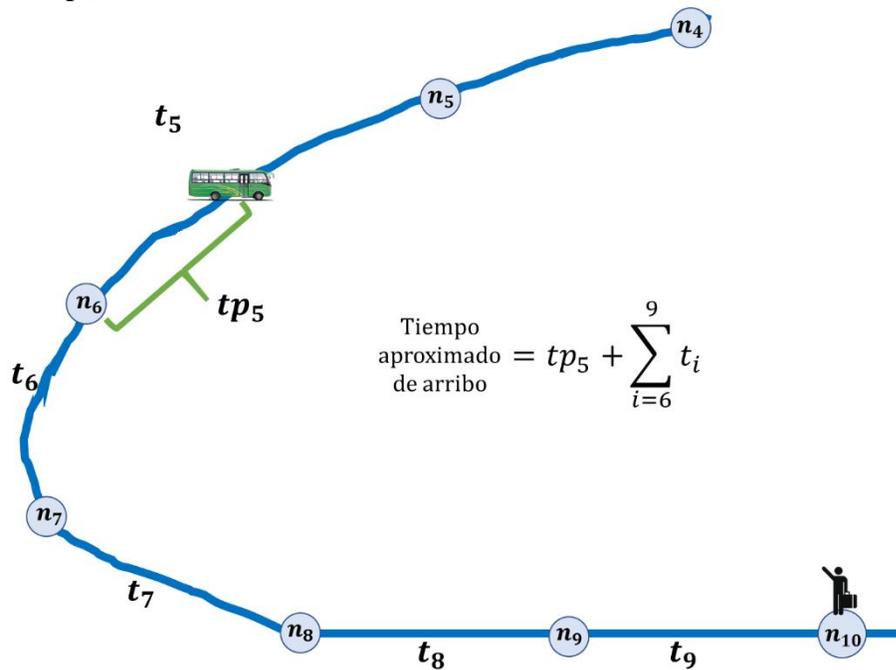


Figura 4.18 Calculo de tiempo de arribo utilizando el tiempo proporcional.

Capítulo 5

Desarrollo del sistema

En este capítulo se presenta el diseño y la arquitectura del sistema inteligente al que se le ha dado el nombre de “TransportIn”, el cual se compone de 3 aplicaciones las cuales son: ADM-BUS, OPR-BUS y USR-BUS. Y un conjunto de servicios Web que se encargan de enlazar las aplicaciones móviles con el servidor central, para el envío de la información del contexto, así como el envío de peticiones y respuestas del servidor.

El desarrollo de las aplicaciones se realizó utilizando la herramienta de desarrollo Android Studio [34], mientras que los Servicios Web se desarrollaron utilizando Java EE [35]. Las aplicaciones fueron desarrolladas para ser instaladas en teléfonos inteligentes que cuenten con el sistema operativo Android, desde la versión 4.4 KitKat hasta la versión 6.0 Marshmallow.

5.1. Arquitectura del sistema TransportIn

En esta sección se presenta la descripción de la arquitectura del funcionamiento del sistema inteligente TransportIn. El sistema TransportIn es de tipo cliente-servidor, lo cual significa que las aplicaciones móviles (clientes) envían sus peticiones al Servidor, posteriormente el servidor dependiendo de las peticiones devuelve una respuesta a las aplicaciones. El envío de las peticiones y respuestas se realiza mediante Servicios Web.

En la Figura 5.1 se muestra el diagrama de la arquitectura del sistema TransportIn.

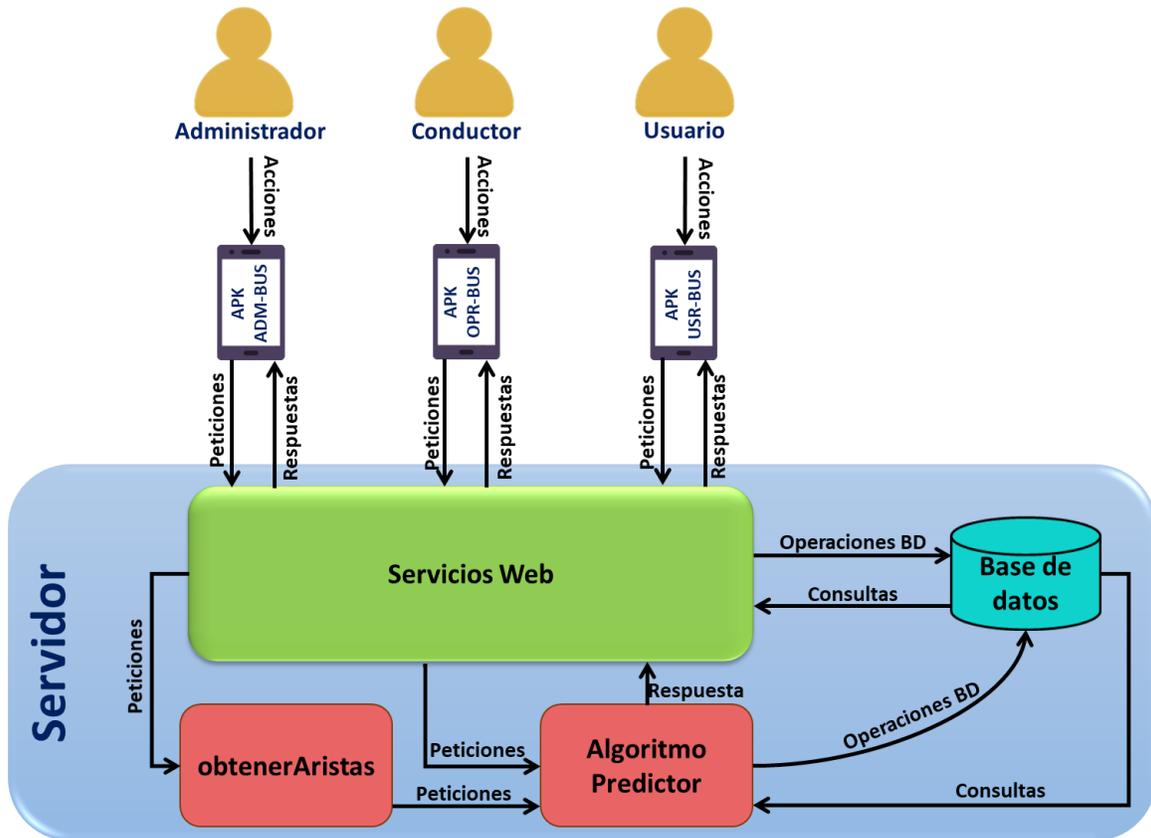


Figura 5.1 Arquitectura del sistema TransportIn.

5.2. Aplicación ADM-BUS

La aplicación móvil ADM-BUS esta destina para los administradores, concesionarios o gerentes de las corporaciones encargadas de brindar el servicio de transporte público. La aplicación móvil se compone de diferentes módulos que en conjunto permiten llevar un registro de los conductores, las unidades de transporte y las rutas que siguen las unidades de transporte. Además, la información introducida es necesaria para el despliegue del sistema, debido a que esta información es utilizada por el algoritmo predictor de tiempos de arribo. La figura 5.2 muestra la interfaz principal de la aplicación ADM-BUS.

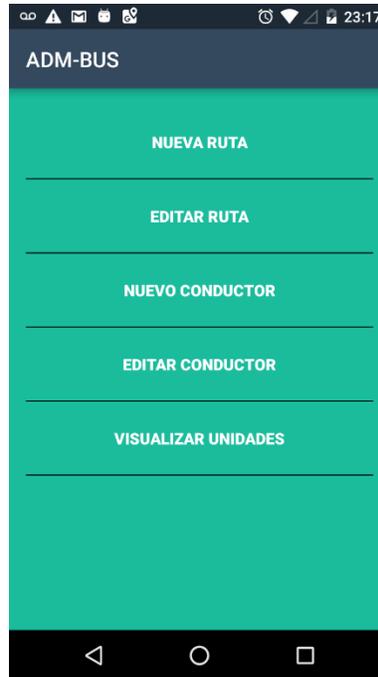


Figura 5.2 Menú principal de la aplicación ADM-BUS.

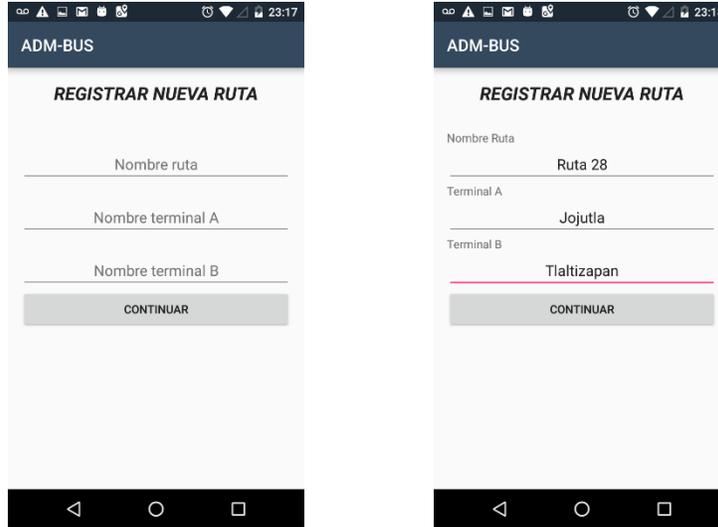
En las siguientes secciones se describe cada módulo que conforma la aplicación móvil ADM-BUS.

5.2.1. Modulo “Nueva Ruta”

En el módulo “Nueva Ruta” se crea la ruta que siguen las unidades de transporte durante su recorrido. En general se compone de 2 procesos para la creación de una ruta nueva, los cuales son: a) Registro de la ruta y b) Establecer la ruta.

a) Registro de la ruta

Los datos que se solicitan para el registro de una nueva ruta son: el nombre de la ruta, el nombre de la terminal A y el nombre de la terminal B. La figura 5.3 muestra la interfaz gráfica del registro de una nueva ruta.



a) Formulario de registro vacío.

b) Formulario de registro lleno.

Figura 5.3 Interfaz gráfica del registro de una nueva ruta.

b) Establecer la ruta

Después de registrar a una nueva ruta, se debe establecer la ruta que siguen las unidades de transporte. En la figura 5.4 se describe el proceso para el modelado de una nueva ruta:

1. Seleccionar uno de los 2 trayectos para establecer los paraderos de dicho trayecto.



Figura 5.4 Interfaz gráfica de selección de trayectos.

2. Establecer en el mapa los paraderos del trayecto seleccionado, los paraderos se representan por *markers* de la interfaz gráfica de Google Maps. La figura 5.5 muestra la interfaz gráfica del mapa que se ha implementado de Google Maps.



Figura 5.5 Interfaz gráfica del mapa.

3. Una vez que se establece un paradero, se debe asignar su nombre y su descripción (opcional), el número de paradero se asigna automáticamente y no puede ser editado. La figura 5.6 muestra un ejemplo de la interfaz gráfica del mapa y del formulario de asignación de un nombre y una descripción.

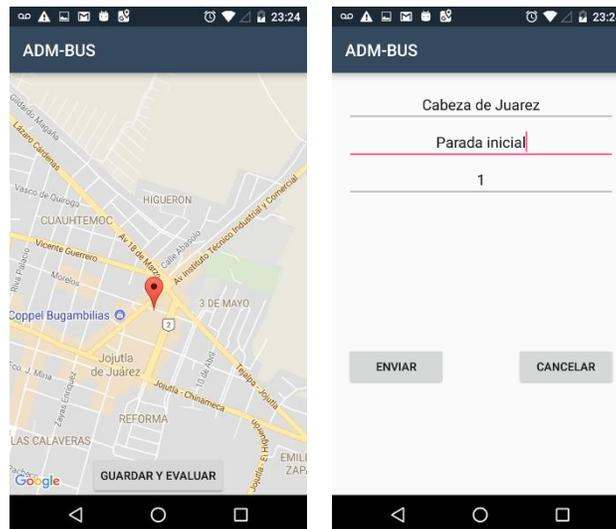


Figura 5.6 Interfaz gráfica de un paradero y su asignación de nombre.

4. Los pasos 2 y 3 se repiten hasta terminar de establecer todos los paraderos que forman a un trayecto, posteriormente se deben establecer los paraderos del otro trayecto.

5.2.2. Módulo “Editar ruta”

En el módulo “Editar Ruta” se puede modificar una ruta creada con anterioridad. En general la edición de una ruta se compone de 2 procesos, los cuales son: a) Edición del registro de la ruta y b) Edición de la ruta. La figura 5.7 muestra la interfaz gráfica de la selección de la ruta a editar.

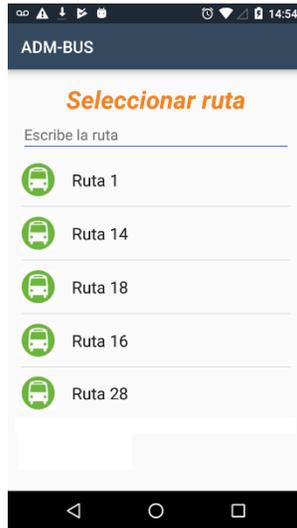


Figura 5.7 Interfaz gráfica de la selección de ruta a editar.

a) Edición del registro de la ruta

Los datos de la ruta seleccionada que se pueden editar son: el nombre de la ruta, el nombre de la terminal A (Punto A) y el nombre de la terminal B (Punto B). La figura 5.8 muestra la interfaz gráfica del registro de una nueva ruta.

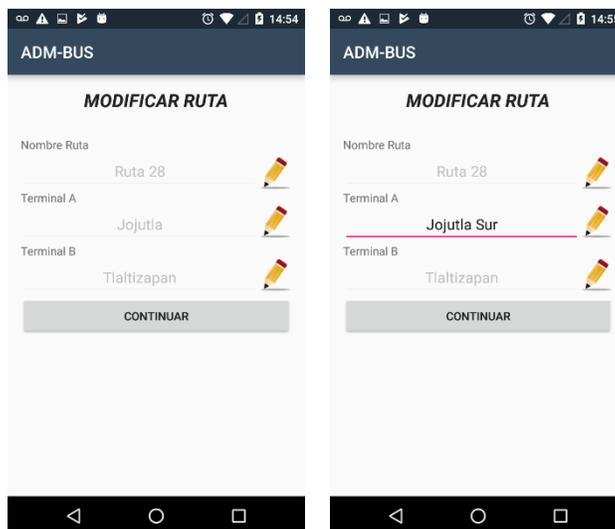


Figura 5.8 Interfaz gráfica de los campos editables.

b) Edición de la ruta

Después de editar el registro de la ruta seleccionada se pueden editar o eliminar los paraderos existentes, además pueden añadirse más paraderos. A continuación, se describe el proceso de la edición de una ruta:

1. Seleccionar el trayecto que se desea editar. La figura 5.9 muestra la interfaz gráfica de la selección de los trayectos.



Figura 5.9 Interfaz gráfica de la selección de trayectos a editar.

2. Seleccionar el paradero que se desea editar y posteriormente modificar sus campos. La figura 5.10 muestra la interfaz gráfica de la edición de los campos de un paradero.

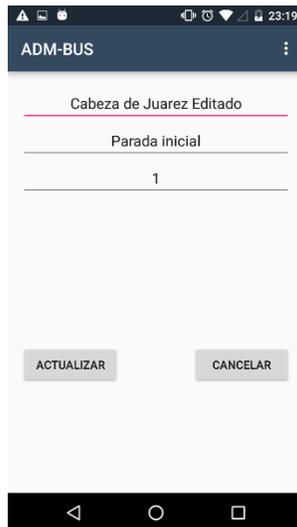


Figura 5.10 Interfaz gráfica de la edición de un paradero.

3. De ser necesario el paradero seleccionado se puede eliminar, dando clic en las opciones de la parte superior derecha y posteriormente haciendo clic en la opción "Eliminar". La figura 5.11 muestra la interfaz gráfica de la eliminación de un paradero.

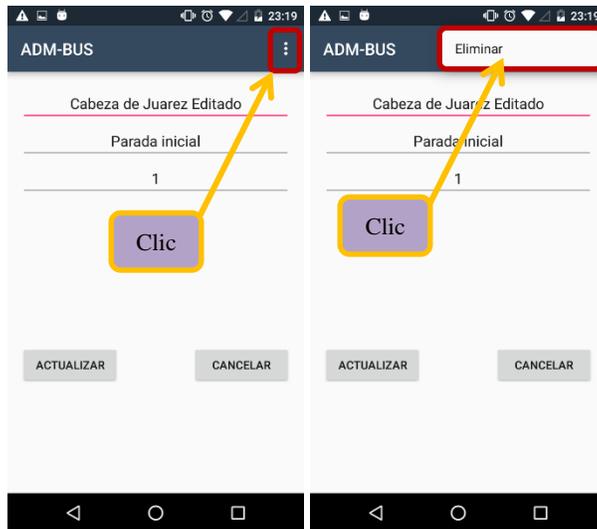


Figura 5.11 Interfaz gráfica de la eliminación de un paradero.

4. Se pueden añadir más paraderos de la forma habitual descrita en el inciso “b” del punto 5.2.1.

5.2.3. Modulo “Nuevo conductor”

El módulo “Nuevo conductor” se encarga de dar de alta a un nuevo conductor de las unidades de transporte. Los datos que se solicitan para el registro son: la ruta, el nombre del conductor, teléfono del conductor, el número de la unidad que opera el conductor, un usuario y una contraseña. La figura 5.12 muestra la interfaz gráfica del registro de un nuevo conductor.



Figura 5.12 Interfaz gráfica del registro de un nuevo conductor.

5.2.4. Modulo “Editar conductor”

En el módulo “Editar conductor” se puede modificar la información de los conductores existentes. La figura 5.13 muestra la interfaz gráfica de la edición de un conductor.



Figura 5.13 Interfaz gráfica de la edición de un conductor.

De ser necesario también se puede eliminar un conductor existente. La figura 5.14 muestra la interfaz gráfica del proceso que se realiza para eliminar el registro de un conductor.



Figura 5.14 Interfaz gráfica para eliminar a un conductor existente.

5.3. Aplicación OPR-BUS

La aplicación móvil OPR-BUS está destinada para los operadores de las unidades de transporte público. La aplicación móvil se compone de un servicio sensible al contexto (descrito en el punto 4.4) y de una función encargada de obtener el tiempo aproximado de diferencia entre la unidad de transporte que consulta y la unidad de transporte que va adelante. Para ejecutar el servicio sensible al contexto y poder acceder a la función antes mencionada, se debe realizar el siguiente procedimiento:

1. Autenticarse en la aplicación con un usuario y una contraseña válidos. La figura 5.15 muestra la interfaz gráfica de la autenticación de los usuarios.

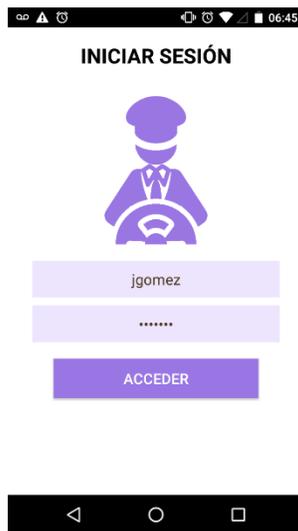


Figura 5.15 Interfaz gráfica de autenticación de la aplicación OPR-BUS.

2. Seleccionar la terminal del destino del trayecto a realizar. La figura 5.16 muestra la interfaz gráfica de la selección de la dirección del trayecto.



Figura 5.16 Interfaz gráfica de la selección de la dirección.

Después de realizar el procedimiento anterior se despliega la interfaz gráfica principal y el servicio sensible al contexto se ejecuta automáticamente.

El servicio sensible al contexto envía un conjunto de datos (JSON) con la información del contexto y despliega un mensaje en pantalla que notifica el envío exitoso de los datos.

La interfaz gráfica desplegada contiene a la funcionalidad que consulta el tiempo con respecto a la distancia del autobús que circula adelante. Dicho tiempo se consulta haciendo clic en la imagen.

En la figura 5.17 muestra el mensaje desplegado por el servicio sensible al contexto y la funcionalidad de consulta de tiempo.



Figura 5.17 Interfaz gráfica principal.

5.4. Aplicación USR-BUS

La aplicación móvil USR-BUS está destinada para los usuarios del servicio de transporte público. La aplicación móvil se compone de un conjunto de interfaces gráficas que guían al usuario para realizar la consulta deseada. A continuación, se describe el procedimiento para consultar el tiempo de arribo y la disponibilidad de asientos:

1. Seleccionar la ruta, línea, concesión o corporación de transporte público. La figura 5.18 muestra la interfaz gráfica de la selección de la ruta a abordar.

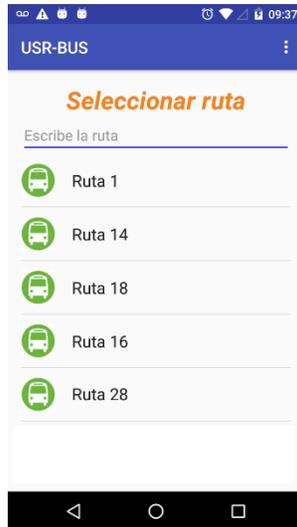


Figura 5.18 Interfaz gráfica de selección de ruta.

2. Seleccionar la dirección en la que desea viajar. La figura 5.19 muestra la interfaz gráfica de la selección de la dirección en que se planea viajar.

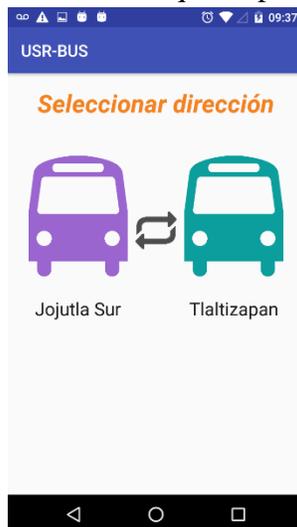


Figura 5.19 Interfaz gráfica de selección de dirección.

3. Elegir el paradero del cual se desea obtener el tiempo de arribo y la disponibilidad de asientos de la próxima unidad de transporte. La figura 5.20 muestra la interfaz gráfica de la selección del paradero de consulta.

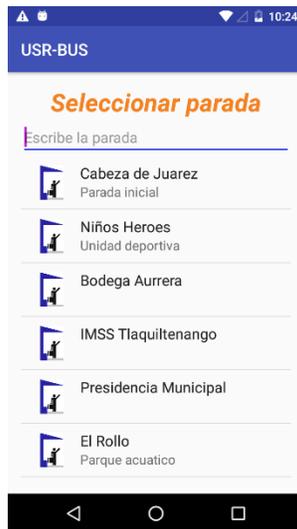


Figura 5.20 Interfaz gráfica de selección de parada.

El procedimiento anterior da como resultado que se despliegue la interfaz gráfica con el tiempo aproximado de arribo y la disponibilidad de asientos. Adicionalmente, la interfaz gráfica muestra el nombre de la línea de transporte público, la dirección y la parada de consulta. La figura 5.21 muestra la interfaz gráfica del resultado de la consulta.

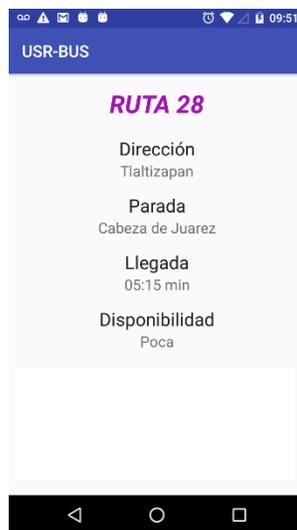


Figura 5.21 Interfaz gráfica del resultado de la consulta.

5.5. Modelo relacional de la base de datos

El modelo relacional de la base de datos se muestra en la figura 5.22. Este modelo es utilizado por la base de datos para el almacenamiento de la información y permite consultar la información de manera eficaz. La base de datos almacena la información de los paraderos, las rutas, los choferes, las aristas, el contexto, entre otra información. Esta base de datos reside sobre un servidor web que tiene instalado el sistema gestor de base de datos MySQL.

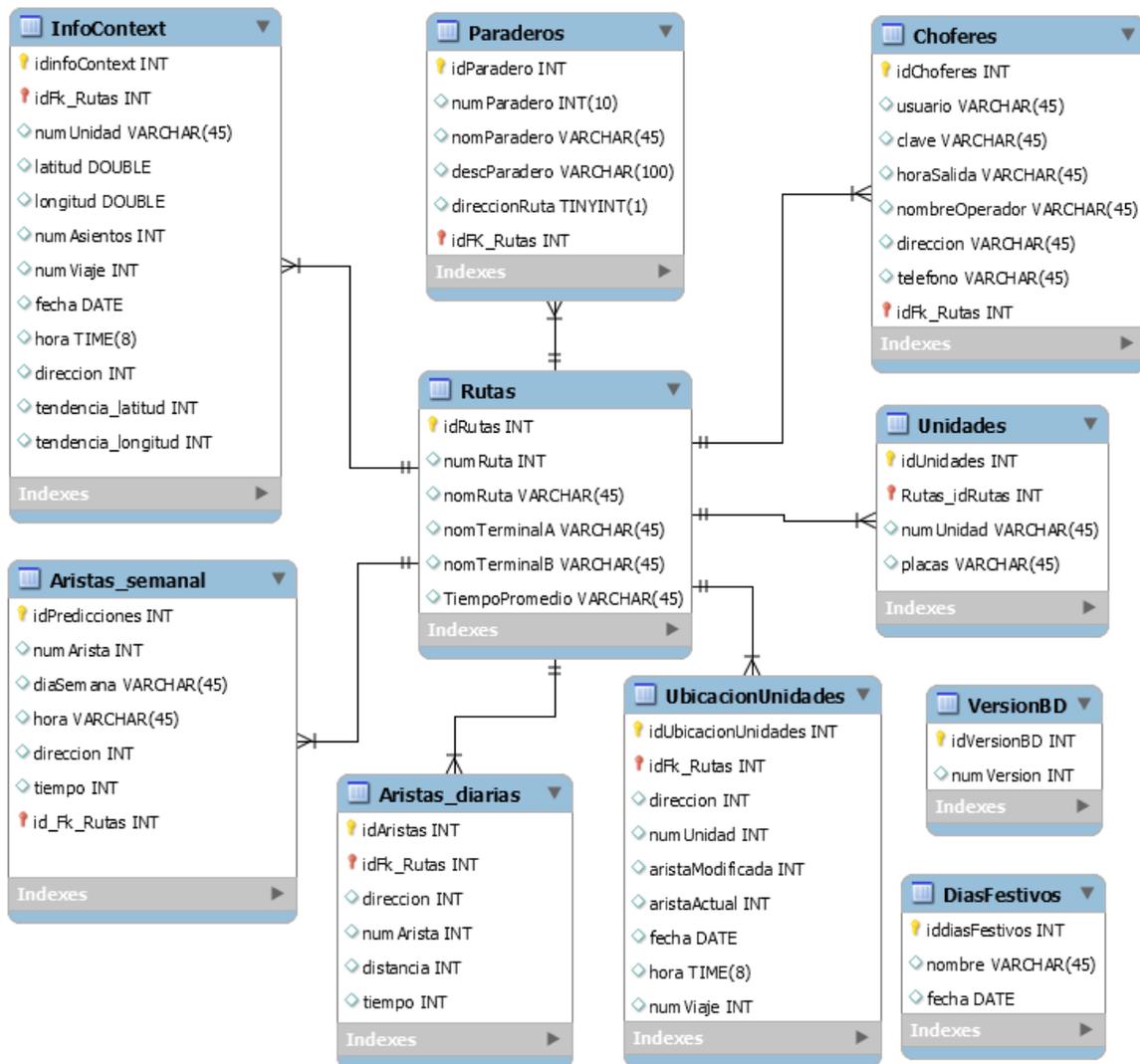


Figura 5.22 Diagrama EER de la base de datos

Capítulo 6

Pruebas y resultados

En este capítulo se describe el plan de pruebas establecido para llevar a cabo la evaluación del algoritmo predictor de tiempos de arribo y el contador de pasajeros.

6.1. Descripción de las pruebas

En esta sección se describen brevemente las pruebas realizadas para evaluar el algoritmo predictivo de tiempos de arribo y el contador de pasajeros. Los resultados de las pruebas se presentan en tablas, a partir de estas tablas se obtuvieron las medidas de evaluación correspondientes (MAE, MAPE, Precisión). Las pruebas se realizaron en dos fases. Utilizando la aplicación USR-BUS para registrar los tiempos pronosticados y utilizando el dispositivo “USoniCont” para obtener los estados de disponibilidad de asientos:

- En la primera fase se seleccionaron 10 paradas para cada una de las direcciones (ida y regreso) de las rutas 1 y 14, es decir 10 paradas para el trayecto de ida y 10 paradas para el trayecto de regreso. Se registraron los datos obtenidos de 8 viajes que se realizaron en las unidades de transporte de las rutas 1 y 14. Por día se realizaron 2 viajes, un viaje por cada dirección.
- En la segunda fase se realizaron 6 viajes para la ruta amarillos del sur y se consultó 5 veces la disponibilidad de asientos a lo largo del trayecto.

A continuación, se listan las pruebas que se ejecutaron:

Prueba 1: Pronostico de tiempos de arribo de la Ruta 1: Se consultaron y registraron los tiempos de arribo pronosticados y reales de 4 viajes que se realizaron a bordo de una unidad de transporte de la “Ruta 1” en sus dos direcciones correspondientes.

Prueba 2: Pronostico de tiempos de arribo de la Ruta 14: Se consultaron y registraron los tiempos de arribo pronosticados y reales de 4 viajes que se realizaron a bordo de una unidad de transporte de la “Ruta 14” en sus dos direcciones correspondientes.

Prueba 3: Disponibilidad de asientos de la Ruta Amarillos del sur: Se consultaron y registraron los estados de disponibilidad de asientos obtenidos desde la aplicación. Así también se registró el número total de pasajeros que abordaron y/o descendieron en todo el trayecto, el número de personas a bordo, el número de personas a bordo contabilizadas por USoniCont y el número de personas contabilizadas por USoniCont cuando estás abordaron y/o descendieron de la unidad de transporte.

6.1.1. Medidas de evaluación

La evaluación se realizó con las siguientes medidas: Error medio absoluto (MAE) y Error porcentual absoluto medio (MAPE). Estas son las medidas más utilizadas en la evaluación de la precisión de pronósticos. A partir del Error medio porcentual absoluto se obtiene el porcentaje de precisión del pronóstico.

A continuación, se describen las medidas de evaluación:

Error medio absoluto

El error medio absoluto o MAE (Por sus siglas en inglés, *Mean Absolute Error*) mide la magnitud promedio de los errores en un conjunto de predicciones, sin considerar su dirección. Es el promedio sobre la muestra de prueba de las diferencias absolutas entre la predicción y la observación real donde todas las diferencias individuales tienen el mismo peso. El error medio absoluto se calcula según la Ecuación 6.1.

$$MAE = \pm \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Error porcentual absoluto medio

El error porcentual absoluto medio o MAPE (Por sus siglas en inglés, *Mean Absolute Percentage Error*) es una medida de la precisión de un método para construir valores de series temporales ajustadas en las estadísticas. El valor absoluto en este cálculo se suma para cada punto ajustado o pronosticado en el tiempo y se divide de nuevo por el número de puntos ajustados n [36]. El error porcentual absoluto medio se calcula según la Ecuación 6.2.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i}$$

Precisión porcentual del pronóstico

La precisión porcentual del pronóstico es una métrica que permite obtener el porcentaje de precisión a partir del error porcentual absoluto medio de un método para construir valores de series temporales ajustadas en las estadísticas. La precisión porcentual del pronóstico se calcula según la Ecuación 6.3.

$$Precisión = (1 - MAPE) * 100\%$$

6.2. Prueba 1: Pronostico de tiempos de arribo de la Ruta 1

La primera prueba se ejecutó en las unidades de transporte de la Ruta 1. La ruta que se estableció a través de la aplicación ADM-BUS consta de 28 paradas con dirección UAEM y 38 paradas con dirección Guacamayas.

La figura 6.1 muestra los dos trayectos que se establecieron y que conforman a la “Ruta 1”.

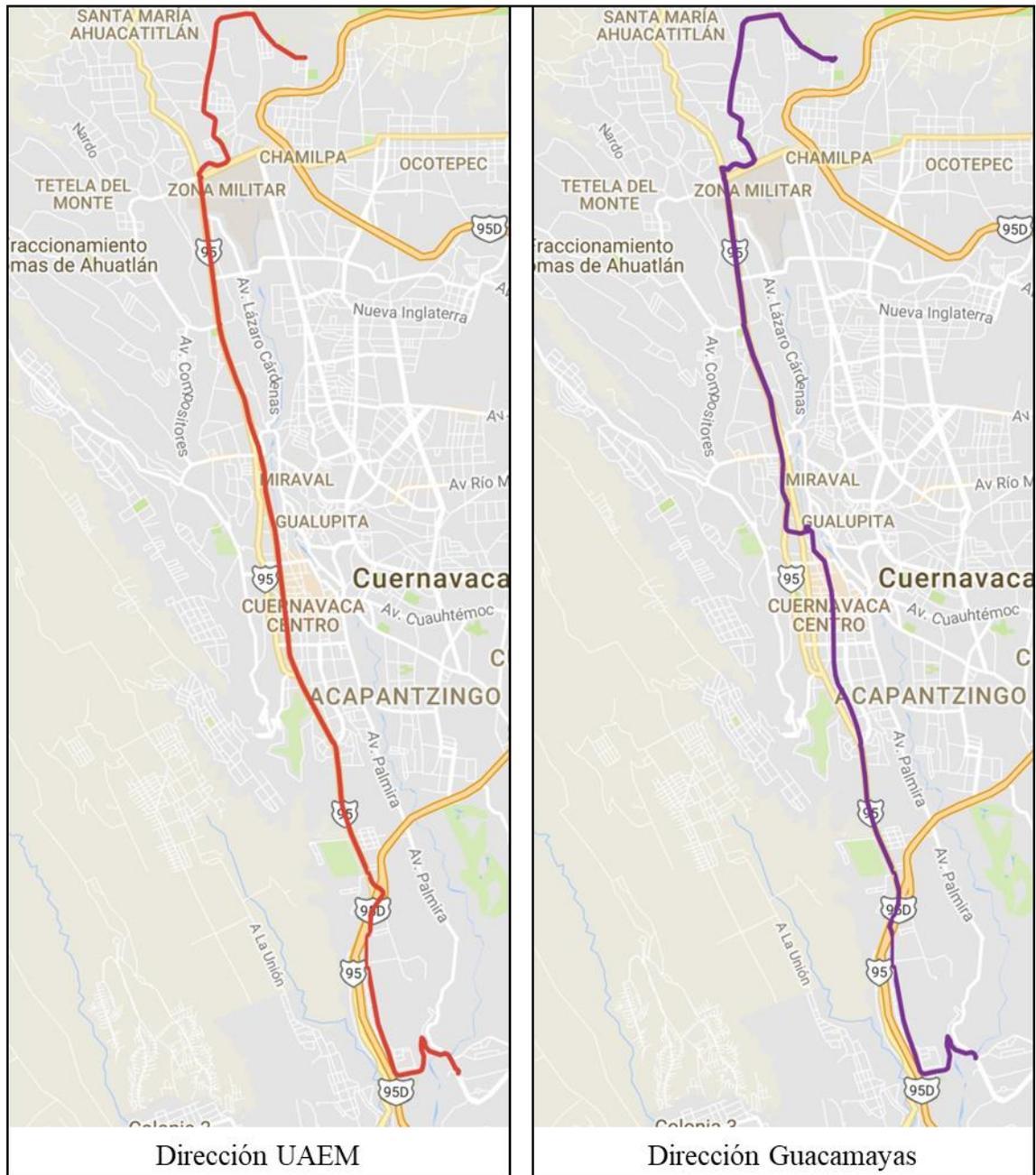


Figura 6.1 Trayectos que conforman a la Ruta 1.

En las unidades de transporte de la “Ruta 1” se realizaron 8 viajes con la aplicación OPR-BUS en ejecución. De los viajes realizados, 4 viajes se realizaron con dirección a UAEM y 4 viajes con dirección a Guacamayas. Los viajes con dirección UAEM se realizaron a las 18:00 hrs. Y los viajes con dirección Guacamayas se realizaron a las 19:00 hrs.

Los viajes se realizaron a una misma hora de acuerdo a cada dirección durante 4 días con la finalidad de disminuir el porcentaje de error de pronóstico, esto se debe a que las condiciones de tráfico cambian constantemente a lo largo del día.

De los paraderos que se establecieron, se seleccionaron 10 paraderos con dirección a UAEM y 10 paraderos con dirección a Guacamayas para consultar el tiempo de arribo a dichos paraderos con la aplicación USR-BUS. Al mismo tiempo se cronometró el tiempo de arribo real hasta llegar a los paraderos seleccionados para poder evaluar y comparar el tiempo de arribo pronosticado contra el tiempo de arribo real.

En las tablas 6.1 y 6.2 se muestran los paraderos que componen a los trayectos con dirección a UAEM y Guacamayas respectivamente.

Tabla 6.1 Paraderos de la Ruta 1 con dirección a UAEM.

No. Paradero	Nombre Paradero	Latitud	Longitud
1	Guacamayas	18.875333	-99.219985
2	Apatzingán	18.8769478	-99.2226218
3	Curva 1	18.875068	-99.222475
4	L. Cárdenas	18.873467	-99.2232675
5	Bugambilias	18.8734439	-99.2256339
6	A. Yeah yeah	18.8789316	-99.2275396
7	Don vinito	18.8832514	-99.2283342
8	Polvorín	18.8889364	-99.2281971
9	Secundaria 4	18.895044	-99.2290273
10	Las leñas	18.9018874	-99.231461
11	Dormimundo	18.9076076	-99.2324967
12	HSBC Abasolo	18.9184873	-99.2372442
13	Coppel Morelos	18.9248089	-99.2380375
14	Calvario	18.9290422	-99.2386131

15	Crz. A. Obregón	18.9402184	-99.2413704
16	G. Tlaltenango	18.9500162	-99.2445777
17	Volkswagen Cuernavaca	18.9522968	-99.2449247
18	BanBajío	18.9568938	-99.2455876
19	Glorieta Zapata	18.9654947	-99.2467798
20	Copa de oro	18.9671942	-99.243649
21	Sec Medio Ambiente	18.9686201	-99.244348
22	Boutique jokers	18.9728985	-99.2463124
23	Calle Janet	18.9752324	-99.2459892
24	UniGYM	18.9795599	-99.245154
25	Caja popular	18.9819203	-99.2427213
26	Entrada Universidad	18.982087	-99.2410586
27	Ciencias Genómicas	18.9827931	-99.2352989
28	Terminal Universidad	18.977591	-99.2354109

Tabla 6.2 Paraderos de la Ruta 1 con dirección a Guacamayas.

No. Paradero	Nombre Paradero	Latitud	Longitud
1	UAEM	18.9820931	-99.2411686
2	De los pinos	18.9818864	-99.2430757
3	Maple	18.9812871	-99.2448439
4	Sánchez Rodríguez	18.9722188	-99.2463999
5	Secret. Med. Amb.	18.9713538	-99.245199
6	Real del horno	18.9697688	-99.2452871
7	La placita	18.9690795	-99.2447665
8	Rosticería	18.9683946	-99.2442622

9	Adventista	18.9672088	-99.2436711
10	Puente retorno	18.9665328	-99.2448476
11	Inova Auto	18.9667633	-99.2457196
12	Café Arábica	18.9662224	-99.2465367
13	Down autopista	18.9662893	-99.2472103
14	Superama Zapata	18.9560256	-99.2456301
15	Glorieta Tlaltenango	18.9503692	-99.2448218
16	Auto Zone	18.9432434	-99.2423679
17	Los tulipanes	18.9404296	-99.2415451
18	A. Carwash	18.9371188	-99.2407374
19	Farmacia Carolina	18.9330553	-99.2406285
20	ISSSTE	18.9294028	-99.2403844
21	B. Amanalco	18.9290666	-99.2376418
22	Triángulo	18.9272034	-99.2372774
23	Joyería Cuernavaca	18.9258784	-99.2360855
24	G. Estado	18.9215809	-99.2352111
25	Motolinía	18.9171149	-99.2350897
26	Lancaster	18.9133232	-99.2346301
27	S. Palmas	18.9075219	-99.2321718
28	Soriana Morelos	18.9045423	-99.2317071
29	7Eleven	18.8971849	-99.2300777
30	Elektra Chipitlan	18.8952077	-99.2291335
31	Herrajes JR	18.8870749	-99.2286189
32	S. Tr3s Cholula	18.8832755	-99.2283758
33	Verificentro 43	18.8804194	-99.2278722
34	Supersito	18.873138	-99.2252215

35	DAM	18.8733611	-99.2238325
36	Parada Apatzingán	18.876629	-99.2227495
37	Farmacia del ahorro	18.8752658	-99.2207754
38	Guacamayas	18.8749774	-99.2196888

De los 10 paraderos seleccionados de cada trayecto, se obtuvo la diferencia en segundos entre el tiempo de arribo real y el tiempo de arribo pronosticado, el Error absoluto porcentual y la precisión del pronóstico por cada consulta. En las tablas 6.3 y 6.4 se muestran las tablas utilizadas para el registro de los valores antes mencionados y los 10 paraderos que se consultaron en cada dirección.

Tabla 6.3 Formato de registro de la ruta 1 con dirección a UAEM.

Dirección UAEM Día N Viaje N							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	4	L. Cárdenas					
2	6	A. Yeah Yeah					
3	7	Don Vinito					
4	9	Secundaria 4					
5	11	Dormimundo					
6	12	HSBC Abasolo					
7	13	Coppel Morelos					
8	14	Calvario					
9	15	Crz. A. Obregón					
10	16	G. Tlaltenango					

Tabla 6.4 Formato de registro de la ruta 1 con dirección a Guacamayas.

Dirección Guacamayas							
Día N							
Viaje N							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronóstico
1	18	A. Carwash					
2	20	ISSSTE					
3	21	B. Amanalco					
4	24	G. Estado					
5	25	Motolinea					
6	27	S. Palmas					
7	30	Elektra Chipitlan					
8	32	S. Tr3s Cholula					
9	35	DAM					
10	38	Guacamayas					

6.2.1. Resultados obtenidos de la Ruta 1

Los resultados obtenidos a partir de los registros de cada viaje de la “Ruta 1” (ANEXO A), se ordenaron de acuerdo a la dirección, al número de día y al número viaje realizado. Por día se realizaron 2 viajes, un viaje con dirección a UAEM y el otro viaje con dirección a Guacamayas.

Los resultados obtenidos de cada viaje de la “Ruta 1” se pueden visualizar en la tabla 6.5. En dicha tabla se visualiza el error medio absoluto (MAE), el error porcentual absoluto medio (MAPE) y la precisión del pronóstico del tiempo de arribo.

Tabla 6.5 Resultados de la Ruta 1.

No. Día	Dirección	No. Viaje	MAE	MAPE	Precisión
1	UAEM	1	± 34 s	12.8%	87.2%
	Guacamayas	2	± 95.3 s	21.6%	78.4%
2	UAEM	3	± 34 s	15.7%	84.3%
	Guacamayas	4	± 28.7 s	18.8%	81.2%
3	UAEM	5	± 42 s	20.5%	79.5%
	Guacamayas	6	± 59.4 s	28.9%	71.1%
4	UAEM	7	± 57.7 s	27%	73%
	Guacamayas	8	± 68.6 s	33.8%	66.2%

Las figuras 6.2, 6.3 y 6.4 muestran las gráficas de los resultados de los viajes que se realizaron en las 2 direcciones durante 4 días. Las gráficas se realizaron a partir del MAE, MAPE y la precisión.

En las gráficas se muestra el incremento y decremento del MAPE y la precisión, en gran medida a que las condiciones del tráfico cambian de un día a otro, no importando que las pruebas se hayan realizado a una misma hora. Sin embargo, solo en el viaje 8 con dirección a Guacamayas se obtuvo una precisión menor a 70%.

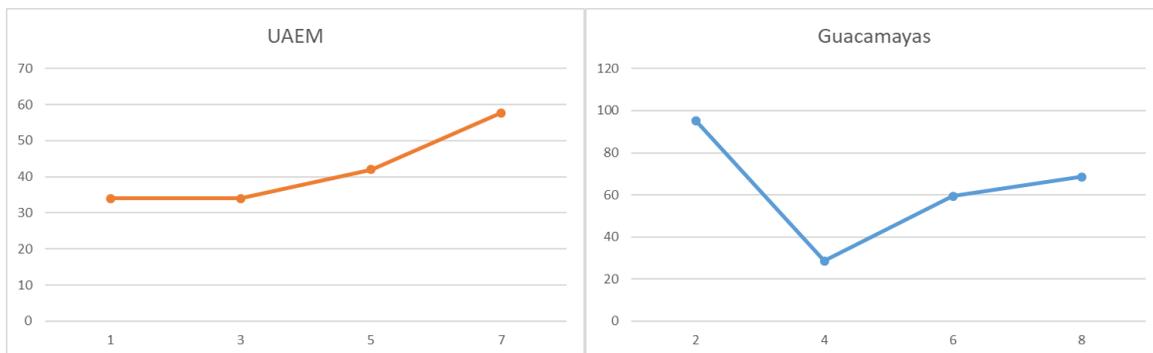


Figura 6.2 Gráfica MAE de los viajes de la Ruta 1.

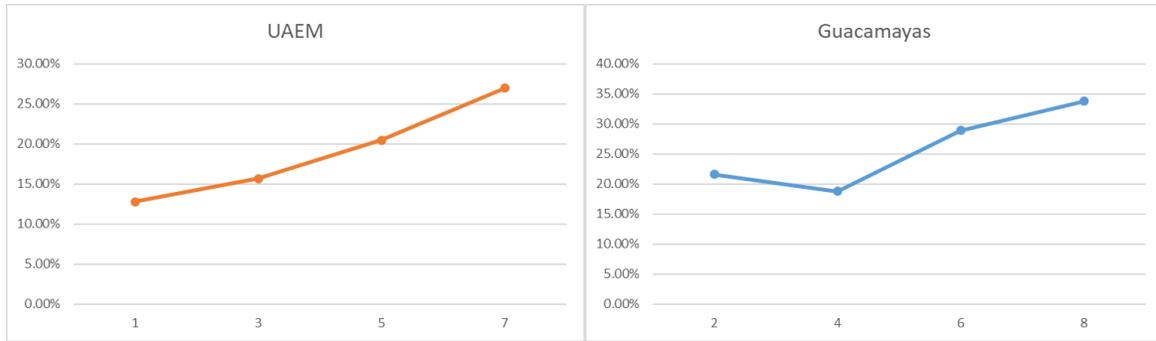


Figura 6.3 Gráfica MAPE de los viajes de la Ruta 1.

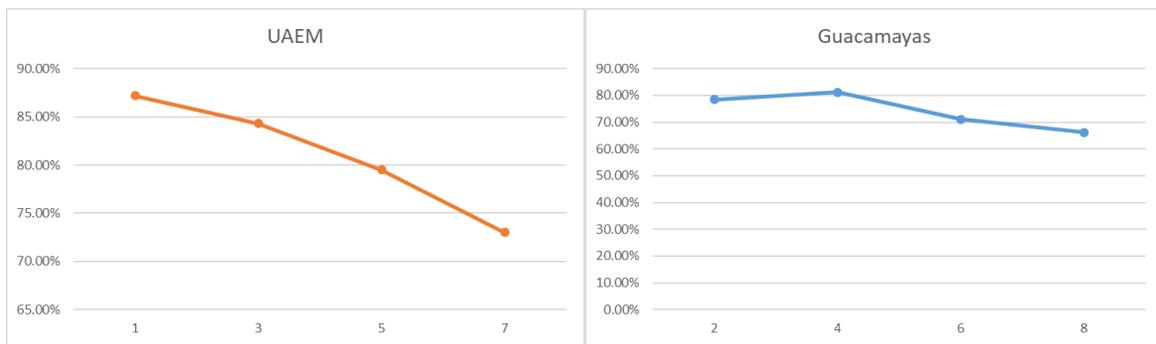


Figura 6.4 Gráfica de la precisión de los viajes de la Ruta 1.

Los resultados generales se obtuvieron después de procesar los resultados de los 8 viajes de la Ruta 1. Es decir, se procesaron los 80 paraderos consultados para obtener el MAE, MAPE y la precisión.

Estos resultados representan el comportamiento general del sistema implementado en la Ruta 1. A continuación, se muestran los resultados (Tabla 6.6) obtenidos por las medidas de precisión:

Tabla 6.6 Resultados generales Ruta 1.

Medida de precisión	Resultado
MAE	± 52.4 s
MAPE	22.4%
Precisión	77.6%

6.3. Prueba 2: Pronostico de tiempos de arribo de la Ruta 14

La segunda prueba se ejecutó en las unidades de transporte de la Ruta 14. La ruta que se estableció a través de la aplicación ADM-BUS consta de 31 paradas con dirección López Mateos y 32 paradas con dirección a C. Abastos.

La figura 6.5 muestra los dos trayectos que se establecieron y que conforman a la “Ruta 14”.

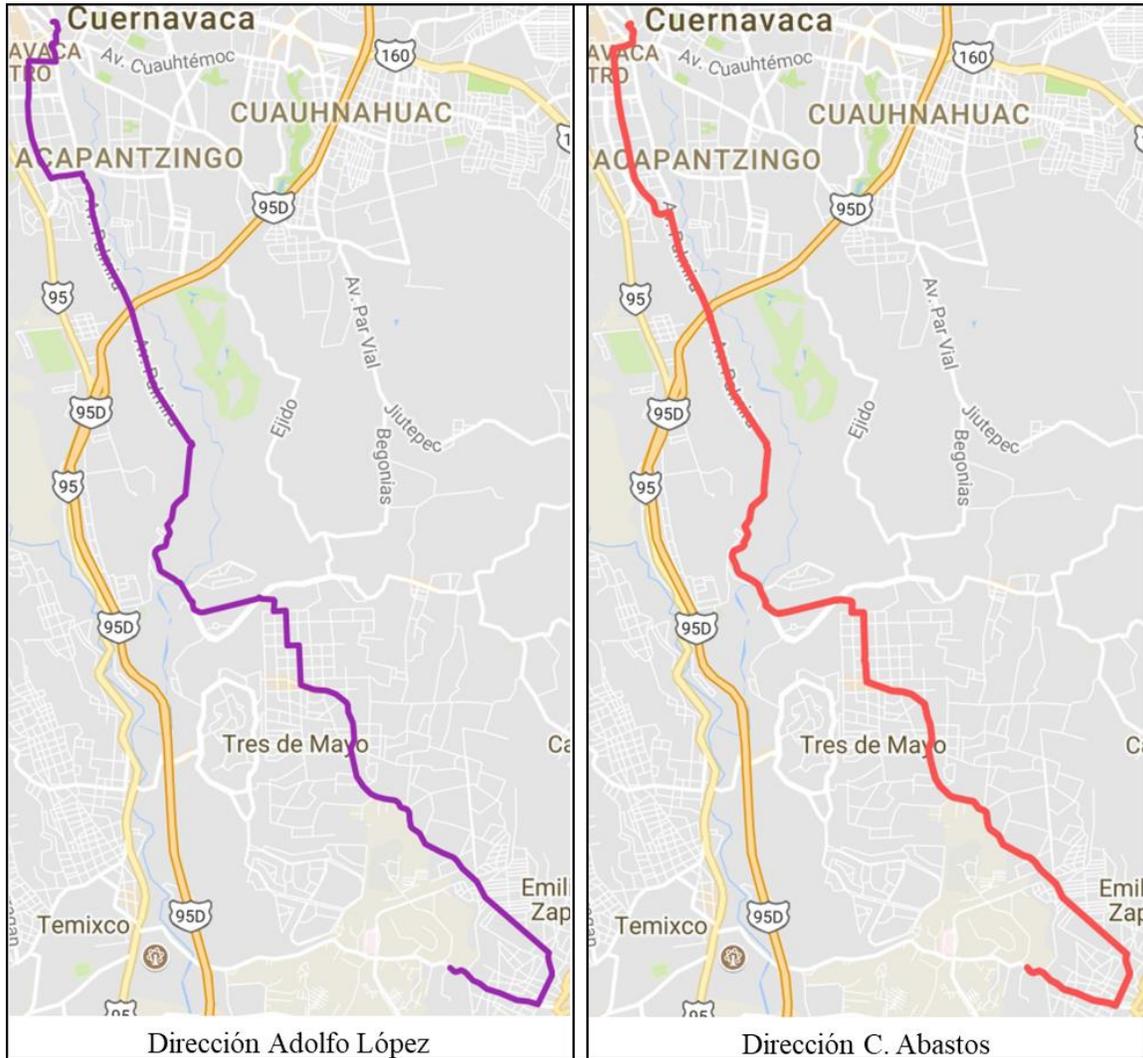


Figura 6.5 Trayectos que conforman a la Ruta 14

En las unidades de transporte de la “Ruta 14” se realizaron 8 viajes con la aplicación OPR-BUS en ejecución. De los viajes realizados, 4 viajes se realizaron con dirección a López Mateos y 4 viajes con dirección a C. Abastos. Los viajes con dirección López Mateos se realizaron a las 17:00 hrs. Y los viajes con dirección C. Abastos se realizaron a las 18:00 hrs.

Los viajes se realizaron a una misma hora de acuerdo a cada dirección durante 4 días con la finalidad de disminuir el porcentaje de error de pronóstico, esto se debe a que las condiciones de tráfico cambian constantemente a lo largo del día.

De los paraderos que se establecieron, se seleccionaron 10 paraderos con dirección a López Mateos y 10 paraderos con dirección a C. Abastos para consultar el tiempo de arribo a dichos paraderos con la aplicación USR-BUS. Al mismo tiempo se cronometró el tiempo de arribo real hasta llegar a los paraderos seleccionados para poder evaluar y comparar el tiempo de arribo pronosticado contra el tiempo de arribo real.

En las tablas 6.7 y 6.8 se muestran los paraderos que componen a los trayectos con dirección a López Mateos y C. Abastos respectivamente.

Tabla 6.7 Paraderos de la Ruta 14 con dirección a López Mateos.

No. Paradero	Nombre Paradero	Latitud	Longitud
1	C. Abastos	18.838749	-99.187126
2	De la cruz	18.839046	-99.1869545
3	De las flores	18.8413078	-99.1858769
4	Belisario Dmgz	18.8433268	-99.1862564
5	Galeana	18.8457348	-99.1891884
6	Hidalgo	18.8478681	-99.191761
7	Salina Cruz	18.8497569	-99.1931309
8	Tlanexpa	18.8509836	-99.1943952
9	24 Noviembre	18.8521227	-99.1963432
10	Arboledas	18.8540908	-99.1986704
11	Insurgentes	18.8555427	-99.1989939
12	Cumbres 32	18.85665	-99.2014072
13	Loma bonita	18.8574657	-99.202867
14	Benito Juárez	18.8610713	-99.204198
15	Veracruz	18.8648217	-99.2045883

16	Chiapas	18.8659493	-99.2067579
17	México	18.8663792	-99.2088185
18	Tamaulipas	18.8687697	-99.2089513
19	Coahuila	18.8705204	-99.2100969
20	Sonora	18.8725762	-99.2102136
21	TecMilenio	18.8739067	-99.2120904
22	U. Cuauhnáhuac	18.8728138	-99.2173281
23	Guacamayas	18.8749181	-99.2196476
24	Sec. Tec. 1	18.8819656	-99.2203285
25	Palmira	18.8990411	-99.224387
26	Himno nacional	18.910703	-99.2288747
27	Boca Negra	18.9141002	-99.2296277
28	Blvd. Benito J.	18.9135217	-99.2332772
29	Bartolomé	18.9204347	-99.2336638
30	Humboldt	18.9203256	-99.2312035
31	López Mateos	18.9238264	-99.2314855

Tabla 6.8 Paraderos de la Ruta 14 con dirección a C. Abastos.

No. Paradero	Nombre Paradero	Latitud	Longitud
1	López Mateos	18.9238124	-99.2315016
2	Francisco L.	18.9211822	-99.233074
3	Centro de salud	18.9180677	-99.2327431
4	Cuauhtmotzin	18.9160093	-99.2323978
5	Himno nacional	18.9103747	-99.2311117

6	Palmira 1	18.9075407	-99.2279054
7	Palmira 2	18.8991036	-99.2244581
8	Palmira 2650	18.8898138	-99.2206997
9	Glorieta Palmira	18.887197	-99.2190803
10	Internado Palmira	18.8821382	-99.2202065
11	Guacamayas	18.8752798	-99.2199295
12	U. Cuauhnáhuac	18.8727608	-99.2174995
13	TecMilenio	18.8738959	-99.2122507
14	Chihuahua	18.8719487	-99.2102012
15	Alfi Bodega	18.8707824	-99.2101287
16	Juan Sarabia	18.8690613	-99.2100369
17	Zacatecas	18.8670946	-99.2099343
18	Emiliano Zapata	18.8664277	-99.208972
19	Belén	18.8659414	-99.2068182
20	Hidalgo	18.8631167	-99.2041035
21	Benito Juárez	18.8611753	-99.2041511
22	El campo	18.8605878	-99.2042051
23	Elías Calles	18.8568486	-99.2021726
24	Mirador	18.855701	-99.1992749
25	La negrita	18.8519171	-99.1959643
26	Bienes comunales	18.8499029	-99.1933686
27	J. O. Domínguez	18.8472474	-99.1910747
28	ProHogar	18.8457564	-99.1892353
29	Belisario Domínguez	18.8435324	-99.1865847
30	De las flores	18.8413386	-99.1858883
31	De la cruz	18.8389006	-99.1870514

32	C. Abastos	18.8389006	-99.1870514
----	------------	------------	-------------

De los 10 paraderos seleccionados de cada trayecto, se obtuvo la diferencia en segundos entre el tiempo de arribo real y el tiempo de arribo pronosticado, el Error absoluto porcentual y la precisión del pronóstico por cada consulta. En las tablas 6.9 y 6.10 se muestran las tablas utilizadas para el registro de los valores antes mencionados y los 10 paraderos que se consultaron en cada dirección.

Tabla 6.9 Formato de registro de la ruta 14 con dirección a López Mateos.

Dirección López Mateos							
Día N							
Viaje N							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	5	Galeana					
2	7	Salina Cruz					
3	10	Arboledas					
4	14	Benito Juárez					
5	16	Chiapas					
6	18	Tamaulipas					
7	20	P. Sonora					
8	21	TecMilenio					
9	22	U. Cuauhnáhuac					
10	24	Sec. Tec. 1					

Tabla 6.10 Formato de registro de la ruta 14 con dirección a C. Abastos.

Dirección C. Abastos Día N Viaje N							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	12	U. Cuauhnáhuac					
2	13	TecMilenio					
3	14	Chihuahua					
4	16	Juan Sarabia					
5	18	Emiliano Zapata					
6	20	Hidalgo					
7	21	Benito Juárez					
8	23	Elías Calles					
9	26	B. Comunales					
10	29	Belisario D.					

6.3.1. Resultados obtenidos de la ruta 14

Los resultados obtenidos a partir de los registros de cada viaje de la “Ruta 14” (ANEXO B), se ordenaron de acuerdo a la dirección, al número de día y al número viaje realizado. Por día se realizaron 2 viajes, un viaje con dirección a López Mateos y el otro viaje con dirección a C. Abastos.

Los resultados obtenidos de cada viaje de la “Ruta 14” se pueden visualizar en la tabla 6.11. En dicha tabla se visualiza el error medio absoluto (*MAE*) el cual permite conocer el error del pronóstico en segundos, el error porcentual absoluto medio (*MAPE*) permite conocer el error del pronóstico de arribo en términos de porcentaje y finalmente la precisión del pronóstico del tiempo de arribo.

Tabla 6.11 Resultados de la Ruta 14.

No. Día	Dirección	No. Viaje	MAE	MAPE	Precisión
1	López M.	1	± 19.5 s	14.7%	85.3%
	C. Abastos	2	± 20.4 s	19.2%	80.8%
2	López M.	3	± 32.4 s	31.2%	68.8%
	C. Abastos	4	± 19.8 s	24%	76%
3	López M.	5	± 28.7 s	23.1%	76.9%
	C. Abastos	6	± 41.5 s	43.9%	56.1%
4	López M.	7	± 29.6 s	18.1%	81.9%
	C. Abastos	8	± 19.7 s	18%	82%

Las figuras 6.6, 6.7 y 6.8 muestran las gráficas de los resultados de los viajes que se realizaron en las 2 direcciones durante 4 días. Las gráficas se realizaron a partir del MAE, MAPE y la precisión.

En las gráficas se muestra el incremento y decremento del MAE, MAPE y precisión, en gran medida a que las condiciones del tráfico cambian de un día a otro, no importando que las pruebas se hayan realizado a una misma hora. Sin embargo, solo en el viaje 3 y 6 se obtuvo una precisión menor a 75%.

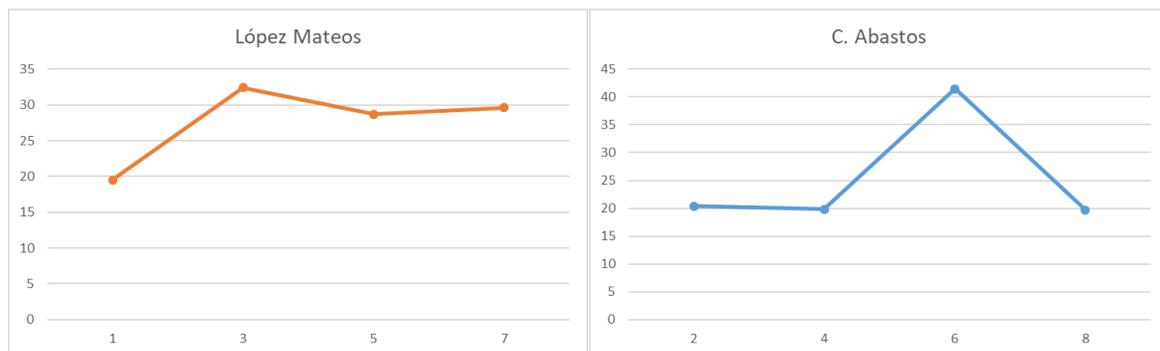


Figura 6.6 Grafica del MAE de los viajes de la Ruta 14.

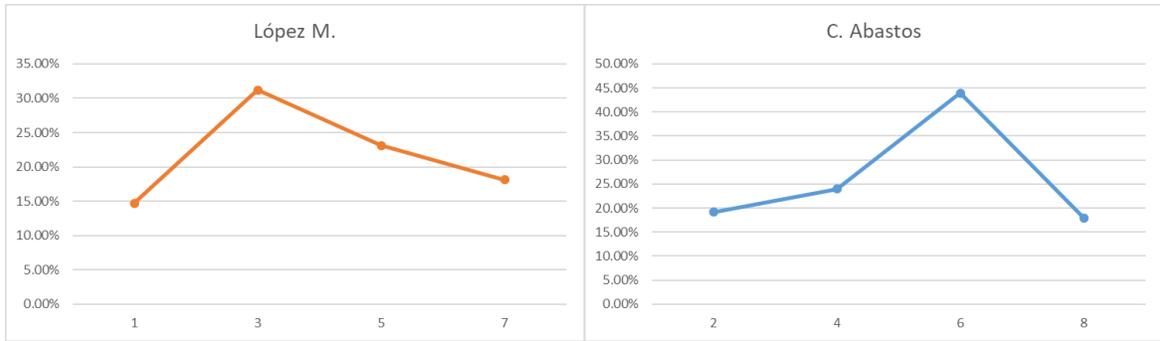


Figura 6.7 Gráfica MAPE de los viajes de la Ruta 14.

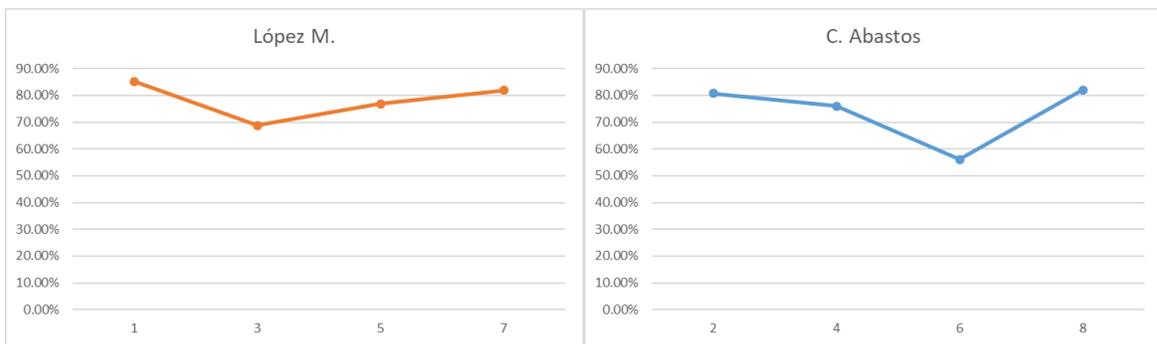


Figura 6.8 Gráfica de la precisión de los viajes de la Ruta 14.

Los resultados generales se obtuvieron después de procesar los resultados de los 8 viajes de la Ruta 14. Es decir, se procesaron los 80 paraderos consultados para obtener el MAE, MAPE y la precisión.

Estos resultados representan el comportamiento general del sistema probado en la Ruta 14. A continuación, se muestran los resultados (tabla 6.12) obtenidos por las medidas de precisión:

Tabla 6.12 Resultados generales Ruta 14.

Medida de precisión	Resultado
MAE	± 13.2 s
MAPE	24%
Precisión	76%

El MAE se puede interpretar como el tiempo por arriba o por debajo de la predicción dada, en este caso 13.2 segundos. El MAPE es el porcentaje de error de la predicción (24%), a partir del MAPE se obtiene la precisión de la predicción de los tiempos de arribo calculados, en este caso 76%.

6.3.2. Prueba 3: Disponibilidad de asientos de la ruta Amarillos del sur

La disponibilidad de asientos se evaluó utilizando el contador de pasajeros y la aplicación “USR-BUS” en las unidades de transporte de la ruta amarillos. La ruta amarillos del sur tiene una capacidad promedio de 18 personas por unidad de transporte. Los estados de disponibilidad se agruparon de la siguiente manera:

- Buena: 0 – 6 Pasajeros abordo
- Mediana: 7 – 12 Pasajeros abordo
- Poca: 13 – 18 Pasajeros abordo

En dicha ruta se realizaron 6 viajes, se realizaron 5 consultas de disponibilidad de asientos a lo largo de cada viaje. Por cada consulta se registraron los datos reales y los datos obtenidos por la aplicación “USR-BUS”. La tabla 6.13 muestra los datos registrados de los 6 viajes.

Tabla 6.13 Registro de los estados de disponibilidad.

No. Viaje	No. Consulta	Datos reales				Datos UsoniCont y USR-BUS			
		Ascensos Acumulados	Descensos Acumulados	Personas abordo	Disponibilidad	Ascensos Acumulados	Descensos Acumulados	Personas abordo	Disponibilidad
Viaje 1	1	5	3	2	Buena	3	3	0	Buena
	2	9	4	5	Buena	7	4	3	Buena
	3	12	5	7	Mediana	9	4	5	Buena
	4	16	8	8	Mediana	13	6	7	Mediana
	5	17	9	8	Mediana	14	6	8	Mediana
Viaje 2	1	3	1	2	Buena	3	1	2	Buena
	2	6	1	5	Buena	5	1	4	Buena
	3	8	2	6	Buena	7	3	4	Buena
	4	11	4	7	Mediana	9	4	5	Buena
	5	12	8	4	Buena	10	8	2	Buena
Viaje 3	1	6	2	4	Buena	3	2	1	Buena
	2	10	4	6	Buena	6	2	4	Buena
	3	13	7	6	Buena	9	5	4	Buena
	4	18	8	10	Mediana	14	6	8	Mediana
	5	18	14	4	Buena	14	11	3	Buena
Viaje 4	1	4	3	1	Buena	1	3	0	Buena
	2	6	6	0	Buena	2	6	0	Buena
	3	11	6	5	Buena	5	6	0	Buena
	4	17	7	10	Mediana	10	6	4	Buena
	5	19	8	11	Mediana	12	7	5	Buena
Viaje 5	1	2	1	1	Buena	2	1	1	Buena
	2	6	4	2	Buena	5	2	3	Buena
	3	12	6	6	Buena	9	4	5	Buena
	4	20	7	13	Poca	14	5	9	Mediana
	5	20	10	10	Mediana	14	5	9	Mediana

Viaje 6	1	6	2	4	Buena	5	2	3	Buena
	2	10	3	7	Mediana	9	3	6	Buena
	3	12	5	7	Mediana	10	5	5	Buena
	4	15	5	10	Mediana	13	5	8	Mediana
	5	16	7	9	Mediana	14	7	7	Mediana

6.4. Resumen de resultados y conclusiones

Los resultados de las pruebas realizadas se agruparon de acuerdo al tipo de funcionalidad a evaluar. Las funcionalidades que se evaluaron son el pronóstico del tiempo de arribo y la disponibilidad de asientos para obtener su precisión.

6.4.1. Pronóstico de tiempos de arribo

Los resultados obtenidos de las pruebas para evaluar el pronóstico de tiempo de arribo muestran que:

Los mejores resultados de todos los viajes se obtuvieron en el viaje 1 con dirección UAEM debido a que tiene el menor Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) y por lo tanto la precisión de pronóstico es mayor.

Los tiempos pronosticados de arribo obtenidos de las pruebas que se realizaron en la “Ruta 1” son mayores a comparación de los tiempos que se obtuvieron en la “Ruta 14” debido a que las distancias entre paraderos y tráfico son mayores en la “Ruta 1”.

Algunos viajes cuentan con menor MAE sin embargo no fueron mejores que el viaje 1 esto se debe a que los tiempos de arribo real fueron muy pequeños en proporción con los tiempos de arribo pronosticados, tuvieron mayor MAPE. Es decir, para obtener un menor MAPE la diferencia entre los tiempos pronosticados y los tiempos reales de arribo debió ser aún menor.

Los resultados más bajos se obtuvieron en el viaje 6 con dirección C. Abastos debido a que tiene el valor con mayor Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) y por lo tanto la precisión de pronóstico es menor.

Es importante señalar que los tiempos pronosticados son afectados por un sin número de factores que no contempla el sistema, entre los más comunes o los que se pudieron registrar se encuentran los siguientes:

Realizar el viaje adelantadamente o retrasadamente de la hora prevista para las pruebas.

- Accidentes.
- Manifestaciones.
- Reparación de tramos carreteros o vialidades.
- Eventos masivos públicos o privados.
- Exceso de velocidad por parte del operador de la unidad de transporte.

- Paradas prolongadas por parte del operador de la unidad de transporte.
- Velocidad de conducción por debajo del promedio por parte del operador de la unidad de transporte.

En la tabla 6.14 se muestran los resultados obtenidos de las pruebas realizadas. Se agruparon en primer lugar por la Ruta, posteriormente por la dirección, el día y el número del viaje.

Tabla 6.14 Resumen de resultados por viaje de las 2 rutas.

Ruta	Dirección	No. Día	No. Viaje	MAE	MAPE	Precisión
1	UAEM	1	1	± 34 s	12.8%	87.2%
1	Guacamayas		2	± 95.3 s	21.6%	78.4%
1	UAEM	2	3	± 34 s	15.7%	84.3%
1	Guacamayas		4	± 28.7 s	18.8%	81.2%
1	UAEM	3	5	± 42 s	20.5%	79.5%
1	Guacamayas		6	± 59.4 s	28.9%	71.1%
1	UAEM	4	7	± 57.7 s	27%	73%
1	Guacamayas		8	± 68.6 s	33.80%	66.20%
14	López M.	1	1	± 19.5 s	14.7%	85.3%
14	C. Abastos		2	± 20.4 s	19.2%	80.8%
14	López M.	2	3	± 32.4 s	31.2%	68.8%
14	C. Abastos		4	± 19.8 s	24%	76%
14	López M.	3	5	± 28.7 s	23.1%	76.9%
14	C. Abastos		6	± 41.5 s	43.9%	56.1%
14	López M.	4	7	± 29.6 s	18.1%	81.9%
14	C. Abastos		8	± 19.7 s	18%	82%

Así también los resultados nos permiten saber que la ruta 1 tuvo mejor precisión sin embargo la diferencia no fue considerablemente mayor que la precisión de la Ruta 14.

Los resultados de las rutas 1 y 14 se muestran en la tabla 6.15.

Tabla 6.15 Resumen de los resultados por ruta.

Ruta	MAE	MAPE	Precisión
1	52.4 s	22.4%	77.6%
14	13.2 s	24%	76%

La figura 6.9 muestra la dispersión de los tiempos de arribo pronosticados contra los tiempos de arribo real de la Ruta 1 y Ruta 14. En dicha figura se puede apreciar que la dispersión disminuye en distancias entre paraderos cortas o en distancias entre paraderos en las que las unidades de transporte tomen menos de 300 segundos (5 minutos) en recorrer.

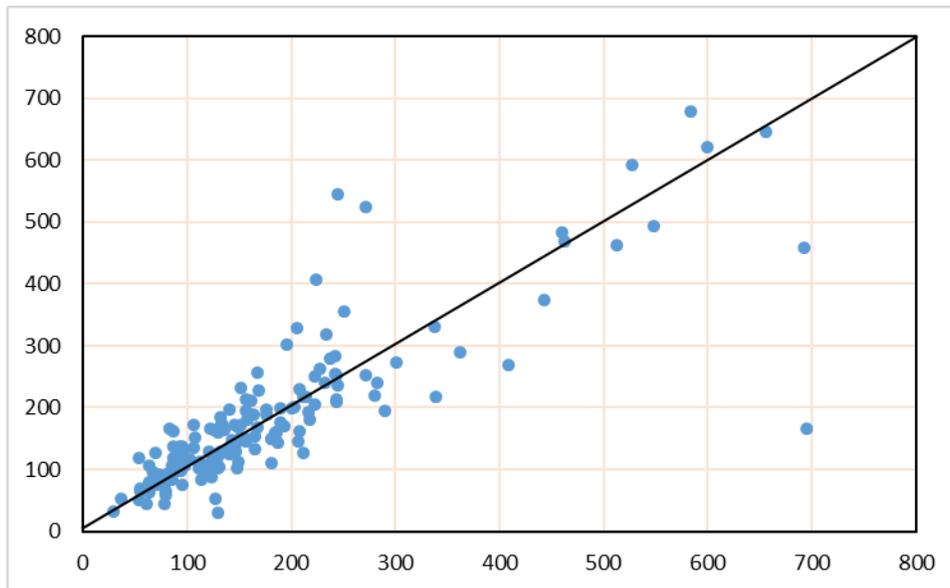


Figura 6.9 Dispersión de los tiempos de arribo pronosticados y reales.

Finalmente, al realizar los cálculos para evaluar el algoritmo predictivo (tomando en cuenta la ruta 1 y 14) se obtuvo un MAPE del 23.2% lo que significa tener un 76.8% de precisión. Los resultados del predictor de tiempos de arribo en general se muestran en la tabla 6.16.

Tabla 6.16 Resultados del pronóstico de tiempos de arribo en general.

Pronóstico de tiempos de arribo	MAPE	Precisión
	23.2%	76.8%

En este caso no se calculó el MAE debido a que las rutas 1 y 14 presentan condiciones de tráfico y distancias diferentes. Es decir, las rutas 1 y 14 son dos modelos que tienen características diferentes por tal motivo el MAE no puede representar el comportamiento del pronóstico de tiempos de arribo de manera general.

Además, el MAE no es proporcional al valor real de tiempo de arribo. No obstante, el MAPE contempla los resultados en proporción a partir del tiempo real de arribo.

6.4.2. Disponibilidad de asientos

En general se contabilizaron 102 ascensos y 53 descensos. Por su parte el dispositivo “USoniCont” registró 79 ascensos y 46 descensos. Es decir, el contador “USoniCont” contabilizó correctamente un 77.5% de los ascensos y un 86.8% de los descensos.

Los resultados del conteo de los datos reales y los registrados por el contador USoniCont se muestran en la tabla 6.17.

Tabla 6.17 Resultados del conteo de arribo-descenso en general.

No. Viaje	Datos reales		USoniCont	
	Ascensos	Descensos	Ascensos	Descensos
1	17	9	14	6
2	12	8	10	8
3	18	14	14	11
4	19	8	12	7
5	20	10	14	5
6	16	7	14	7
Total	102	56	78	44
% Total	100%	100%	76.5%	78.6%

Por otra parte, la aplicación “USR-BUS” a partir de los ascensos y descensos contabilizados por el dispositivo “USoniCont” obtuvo 23 estados de disponibilidad que coincidieron con los estados reales de disponibilidad de asientos lo cual representa un 76.6% de exactitud. La tabla 6.18 muestra los resultados de los estados de disponibilidad.

Tabla 6.18 Resultados de la disponibilidad de asientos en general.

	Estados de disponibilidad	Estados Disponibilidad acertados
Total	30	23
% Total	100%	76.6%

Capítulo 7

Conclusiones y trabajos futuros

En esta sección se presentan las conclusiones que se han generado a partir de este proyecto de investigación. Así también, se describen los trabajos futuros que se pueden derivar a partir de esta tesis.

7.1. Conclusiones

En la presente tesis se muestra que es factible proporcionar el tiempo de arribo y la disponibilidad de asientos del servicio de transporte público. Dicha información puede ser consultada por los usuarios finales para la toma de decisiones de los viajes que se pretenden realizar.

Se desarrolló un sistema adaptable a las rutas establecidas de las líneas de transporte y a la infraestructura tecnológica de las ciudades. El sistema es adaptable a las rutas porque utiliza un modelador de rutas que se desarrolló. Y es adaptable a la infraestructura tecnológica debido a que utiliza el GPS, bluetooth, datos móviles y el procesador de los teléfonos inteligentes de los conductores de las unidades de transporte.

El sistema recolecta y envía la información de las unidades de transporte utilizando un servicio sensible al contexto, el cual periódicamente y al darse eventos como ascensos, descensos o cambio de posición GPS extrae el contexto de las unidades de transporte para enviarlo posteriormente.

Se utilizó un algoritmo estadístico para el cálculo de los tiempos de arribo, el cual se encarga de promediar los tiempos de recorrido de las unidades de transporte a los diferentes paraderos, dando mayor peso a los tiempos de recorrido actuales que a los tiempos de viaje anteriores de las unidades de transporte.

Se desarrollaron aplicaciones móviles para interactuar con el sistema, debido a que hoy en día la mayoría de las personas cuentan con teléfonos inteligentes, los cuales pueden utilizarse en cualquier momento para obtener la información brindada por el sistema TransportIn.

El acceso a los recursos de los teléfonos inteligente combinados con la metodología de solución propuesta permiten prescindir de tecnologías como los son: OBU, GPS vehicular, Unidades al borde de carretera, unidades de procesamiento, routers inalámbricos y barras contadoras de pasajeros.

El sistema se probó en 16 viajes para evaluar la predicción de tiempos de arribo. Se utilizó el indicador de desempeño MAPE para evaluar la predicción de tiempos de arribo dando como resultado $MAPE = 23.2\%$. El MAPE mide el error porcentual medio de un conjunto de tiempos, por lo que si se desea obtener la precisión se debe restar el MAPE al 100%. En otras palabras, la precisión de la predicción de los tiempos de arribo es del 76.8%.

Por otra parte, se realizaron 6 viajes para obtener la precisión de la disponibilidad de asientos, obteniéndose una precisión del 76.6%.

La información del tiempo de arribo y disponibilidad de asientos que se obtiene con la implementación del sistema, permite a los usuarios tomar decisiones con base en información en tiempo real confiable.

El sistema desarrollado en la presente tesis, es una alternativa a otros sistemas de información en tiempo real debido a que su costo es relativamente bajo y su implementación es sencilla y rápida.

El sistema es una solución a la implementación de sistemas de información en ciudades o comunidades con escasa infraestructura tecnológica. En el mercado existen soluciones similares, sin embargo, no están integradas y no se han enfocado en brindar información en tiempo real a los usuarios del transporte público.

Finalmente, el sistema aporta una base de datos muy valiosa debido a que almacena a los paraderos, autobuses, conductores, rutas e información del contexto de las unidades de transporte. Dicha información puede ser utilizada para investigaciones futuras relacionadas con el transporte público.

7.2. Trabajos futuros

Los trabajos futuros que se proponen para ampliar y/o mejorar este proyecto de investigación se listan a continuación:

- Implementar minería de datos en la información del contexto para obtener el tiempo de arribo en promedio de acuerdo a ciertas horas del día.
- Implementar geozonas a partir de las rutas para que el servicio sensible al contexto realice determinadas acciones cuando una unidad de transporte salga de la ruta establecida.
- Desarrollar una interfaz gráfica que permita a los usuarios visualizar el mapa de las rutas que siguen las unidades de transporte.
- Desarrollar un método que realice la búsqueda de las líneas o rutas de camiones más cercanas al punto de consulta del usuario.
- Mejorar el algoritmo predictivo para que calcule el tiempo de arribo de la próxima unidad de transporte al punto de consulta, no importando si se encuentra o no en un paradero establecido.
- Desarrollar un algoritmo que obtenga las líneas de transporte público a tomar para llegar de un punto de partida a un punto de llegada.
- Mejorar la interfaz gráfica y el algoritmo predictor para que se desplieguen al usuario las 3 unidades de transporte próximas a arribar.

- Implementar un servicio de mensajería para que los conductores puedan comunicarse con los concesionarios o gerentes y viceversa.
- Implementar sensores más eficientes para el contador de pasajeros “USoniCont”.
- Realizar la implementación de la interfaz que sincronice 2 contadores de pasajeros.

Referencias

- [1] GMPTE, “What is public transport ? What services does GMPTE.”
- [2] I. nacional de estadística geografía e Informática, “Encuesta Origen - Destino,” *Encuesta 20107 INEGI*, vol. 1, Estado de México, p. 135, 2007.
- [3] INEGI, “Principales características de la red de transporte de pasajeros en la Ciudad de México,” 2016. [Online]. Available: <http://www.inegi.org.mx/sistemas/bie/?idserpadre=1090&d1090#D1090>. [Accessed: 28-Apr-2016].
- [4] E. R. Nacional *et al.*, “De Movilidad Urbana,” 2015.
- [5] G. Connected and L. Programme, “Intelligent Transportation Systems Report for Mobile,” *GSM Association*. Londres, p. 12, 2015.
- [6] P. Rte-t, L. Sti, U. Major, A. Atlantique, R. Unido, and S. Sebasti, “La UE apoyará los sistemas de transporte inteligente europeos y los servicios de información transfronteriza para viajeros,” 2015.
- [7] J. Acha and J. Espinosa, “Hacia una arquitectura nacional para los sistemas inteligentes de transporte,” no. 251, p. 150, 2004.
- [8] T. Role and M. Transit, “Chapter 14 The Importance of Public Transportation,” pp. 1–9.
- [9] NYC, “Public transportation,” *Rep. NYC Gov.*, pp. 1–20, 2004.
- [10] J. A. Monge, “Planificación del Transporte,” *PITRA*, 2011.
- [11] T. U. of Q. Phil Sayeg (Transport Toundtable Australasia); Profesor Phil Charles (Centre for Transport Strategy, “Sistemas de transporte inteligentes,” *GIZ-SUTP, Div. 44 Medio Ambient. e Infraestructura*, p. 58, 2013.
- [12] E. Badidi and L. Esmahi, “A Cloud-based Approach for Context Information Provisioning,” *Inf. Technol. J.*, vol. 1, no. 3, p. 8, 2011.
- [13] R. Neisse, M. Wegdam, and M. Van Sinderen, “Trustworthiness and quality of context information,” *Proc. 9th Int. Conf. Young Comput. Sci. ICYCS 2008*, pp. 1925–1931, 2008.
- [14] WorldAtlas, “Latitude And Longitude Facts,” 2016. .
- [15] Geoenciclopedia, “Coordenadas Geográficas,” 2015. .
- [16] M. E. R. B. Tamara Giménez Rodríguez, “Sistema de Posicionamiento Global (GPS);” *Soc. Espec. Latinoam. en Percepción Remota y Sist. Inf. Espac.*, p. 94, 2008.
- [17] L. CASANOVA, *Topografía plana*. 2002.
- [18] GSMA Association, “Understanding the Internet of Things (IoT),” *Gsma Connect. Living*, no. July, p. 15, 2014.

- [19] R. Davies, “The Internet of Things: Opportunities and challenges,” no. May, p. 6, 2015.
- [20] ECMA-404, “The JSON Data Interchange Format,” *ECMA Int.*, vol. 1st Editio, no. October, p. 8, 2013.
- [21] Techopedia, “Smartphone,” *Definition*, 2015. [Online]. Available: <https://www.techopedia.com/definition/2977/smartphone>. [Accessed: 22-Nov-2017].
- [22] K. Scarfone, W. Jansen, and M. Tracy, “Guide to General Server Security Recommendations of the National Institute of Standards and Technology,” *Spec. Publ.*, pp. 800–123, 2016.
- [23] J. Vargas, “Marco constitucional de las concesiones administrativas (Artículo 28),” pp. 151–163, 2015.
- [24] K. Edison, B. Ferris, A. Borning, G. S. Rutherford, and D. Layton, “Where Is My Bus ? Impact of mobile real-time information on the perceived and actual wait time of transit riders,” *Transp. Res. Part A*, vol. 45, no. 8, pp. 839–848, 2011.
- [25] O. Cats and G. Loutos, “Real-Time Bus Arrival Information System: An Empirical Evaluation,” *J. Intell. Transp. Syst. Technol. Planning, Oper.*, vol. 20, no. 2, pp. 138–151, 2016.
- [26] L. Wang, Z. Zuo, and J. Fu, “Bus Arrival Time Prediction Using RBF Neural Networks Adjusted by Online Data,” *Procedia - Soc. Behav. Sci.*, vol. 138, no. 0, pp. 67–75, 2014.
- [27] P. Zhou, Y. Zheng, and M. Li, “How Long to Wait?: Predicting Bus Arrival Time with Mobile Phone based Participatory Sensing,” *Proc. 10th Int. Conf. Mob. Syst. Appl. Serv. - MobiSys '12*, vol. 13, no. 6, pp. 379–392, 2012.
- [28] B. Yu, W. H. K. Lam, and M. Lam, “Bus arrival time prediction at bus stop with multiple routes,” *Transp. Res. Part C*, vol. 19, no. 6, pp. 1157–1170, 2011.
- [29] J. Li, J. Gao, Y. Yang, and H. Wei, “Bus Arrival Time Prediction Based on Mixed Model,” pp. 38–47, 2015.
- [30] D. R. Morse, W. Hall, M. Keynes, and A. K. Dey, “The What, Who, Where, When, and How of Context-Awareness,” *2000 Conf. Hum. Factors Comput. Syst.*, p. 371, 2000.
- [31] Google, “API Google Maps,” 2017. [Online]. Available: <https://developers.google.com/maps/>. [Accessed: 05-Apr-2017].
- [32] M. del R. Flores, “Transporte de pasajeros más eficiente y seguro,” *Innovación tecnologica*, 2011. [Online]. Available: <http://www.cyd.conacyt.gob.mx/252/articulos/innovacion-tecnologica.html>. [Accessed: 09-May-2017].
- [33] C. M. R. Academy, “What is an Ultrasonic Sensor,” 2015. [Online]. Available: http://education.rec.ri.cmu.edu/content/electronics/boe/ultrasonic_sensor/1.html. [Accessed: 08-May-2017].

- [34] Google, “Como descargar AndriodStudio,” *AndroidStudio y SDK Tools*, 2017. [Online]. Available: <https://developer.android.com/studio/index.html?hl=es-419>. [Accessed: 10-Dec-2017].
- [35] Oracle, “Java Plataform Enterprise Edition,” *Overview*, 2017. [Online]. Available: <http://www.oracle.com/technetwork/java/javaee/overview/index.html>. [Accessed: 10-Dec-2017].
- [36] S. Das, A. Lodha, and A. Anand, “and Analysis for Manipal,” vol. 3, no. 3, pp. 492–496, 2013.

ANEXO A

Resultados por viaje de la Ruta 1

Las Tablas A1.1, A1.2, A1.3, A1.4, A1.5, A1.6, A1.7 y A1.8 muestran los resultados obtenidos de los 8 viajes que se realizaron. Por cada tabla se obtuvieron las medidas de precisión.

Tabla A1.1 Resultados del viaje 1 con dirección UAEM

Día 1 Viaje 1 Dirección UAEM							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	4	L. Cárdenas	80 s	79 s	1 s	1.25%	98.75%
2	6	A. Yeah Yeah	193 s	171 s	22 s	11.4%	88.6%
3	7	Don Vinito	129 s	102 s	27 s	20.93%	79.07%
4	9	Secundaria 4	232 s	241 s	-9 s	3.88%	96.12%
5	11	Dormimundo	301 s	274 s	27 s	8.97%	91.03%
6	12	HSBC Abasolo	168 s	168 s	0 s	0%	100%
7	13	Coppel Morelos	409 s	270 s	139 s	33.99%	66.01%
8	14	Calvario	124 s	113 s	11 s	8.87%	91.13%
9	15	Crz. A. Obregón	290 s	194 s	96 s	33.1%	66.9%
10	16	G. Tlaltenango	139 s	131 s	8 s	5.76%	94.24%

MAE = ± 34 s

MAPE = 12.8%

Precisión = 87.2%

Tabla A1.2 Resultados del viaje 2 con dirección Guacamayas

Día 1 Viaje 2 Dirección Guacamayas							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	18	A. Carwash	280 s	219 s	61 s	21.79%	78.21%
2	20	ISSSTE	147 s	142 s	5 s	3.40%	96.60%
3	21	B. Amanalco	81 s	89 s	-8 s	9.88%	90.12%
4	24	G. Estado	693 s	459 s	234 s	33.77%	66.23%
5	25	Motolinea	121 s	128 s	-7 s	5.79%	94.21%
6	27	Santander Palmas	156 s	214 s	-58 s	37.18%	62.82%
7	30	Elektra Chipitlan	695 s	167 s	528 s	75.97%	24.03%
8	32	S. Tr3s Cholula	181 s	149 s	32 s	17.68%	82.32%
9	35	DAM	245 s	237 s	8 s	3.27%	96.73%
10	38	Guacamayas	157 s	145 s	12 s	7.64%	92.36%

MAE = ± 95.3 s

MAPE = 21.6%

Precisión = 78.4%

Tabla A1.3 Resultados del viaje 3 con dirección UAEM

Día 2 Viaje 3 Dirección UAEM							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia relativa	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	4	L. Cárdenas	146 s	172 s	-26 s	17.81%	82.19%
2	6	A. Yeah Yeah	164 s	189 s	-25 s	15.24%	84.76%
3	7	Don Vinito	106 s	136 s	-30 s	28.3%	71.7%
4	9	Secundaria 4	282 s	240 s	42 s	14.89%	85.11%
5	11	Dormimundo	338 s	330 s	8 s	2.37%	97.63%
6	12	HSBC Abasolo	208 s	161 s	47 s	22.6%	77.4%
7	13	Coppel Morelos	513 s	462 s	51 s	9.94%	90.06%
8	14	Calvario	111 s	103 s	8 s	7.21%	92.79%
9	15	Crz. A. Obregón	362 s	290 s	72 s	19.89%	80.11%
10	16	G. Tlaltenango	165 s	134 s	31 s	18.79%	81.21%

MAE = ± 34 s

MAPE = 15.7%

Precisión = 84.3%

Tabla A1.4 Resultados del viaje 4 con dirección Guacamayas

Día 2 Viaje 4 Dirección Guacamayas							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia relativa	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	18	A. Carwash	237 s	280 s	-43 s	18.14%	81.86%
2	20	ISSSTE	129 s	160 s	-31 s	24.03%	75.97%
3	21	B. Amanalco	78 s	45 s	33 s	42.31%	57.69%
4	24	G. Estado	656 s	646 s	10 s	1.52%	98.48%
5	25	Motolinea	122 s	165 s	-43 s	35.25%	64.75%
6	27	Santander palmas	141 s	196 s	-55 s	39.01%	60.99%
7	30	Elektra Chipitlan	460 s	483 s	-23 s	5%	95%
8	32	S. Tr3s Cholula	222 s	206 s	16 s	7.21%	92.79%
9	35	DAM	223 s	250 s	-27 s	12.11%	87.89%
10	38	Guacamayas	153 s	147 s	6 s	3.92%	96.08%

MAE = ± 28.7 s

MAPE = 18.8%

Precisión = 81.2%

Tabla A1.5 Resultados del viaje 5 con dirección UAEM

Día 3 Viaje 5 Dirección UAEM							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia relativa	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	4	L. Cárdenas	185 s	160 s	25 s	13.51%	86.49%
2	6	A. Yeah Yeah	160 s	189 s	-29 s	18.13%	81.88%
3	7	Don Vinito	96 s	131 s	-35 s	36.46%	63.54%
4	9	Secundaria 4	228 s	263 s	-35 s	15.35%	84.65%
5	11	Dormimundo	443 s	375 s	68 s	15.35%	84.65%
6	12	HSBC Abasolo	208 s	230 s	-22 s	10.58%	89.42%
7	13	Coppel Morelos	462 s	468 s	-6 s	1.3%	98.7%
8	14	Calvario	115 s	109 s	6 s	5.22%	94.78%
9	15	Crz. A. Obregón	224 s	407 s	-183 s	81.7%	18.3%
10	16	G. Tlaltenango	141 s	130 s	11 s	7.8%	92.2%

MAE = ± 42 s

MAPE = 20.5%

Precisión = 79.5%

Tabla A1.6 Resultados del viaje 6 con dirección Guacamayas

Día 3 Viaje 6 Dirección Guacamayas							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia relativa	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	18	A. Carwash	242 s	283 s	-41 s	16.94%	83.06%
2	20	ISSSTE	211 s	127 s	84 s	39.81%	60.19%
3	21	B. Amanalco	130 s	30 s	100 s	76.92%	23.08%
4	24	G. Estado	584 s	679 s	-95 s	16.27%	83.73%
5	25	Motolinea	106 s	172 s	-66 s	62.26%	37.74%
6	27	Santander palmas	149 s	168 s	-19 s	12.75%	87.25%
7	30	Elektra Chipitlan	527 s	592 s	-65 s	12.33%	87.67%
8	32	S. Tr3s Cholula	251 s	355 s	-104 s	41.43%	58.57%
9	35	DAM	242 s	255 s	-13 s	5.37%	94.63%
10	38	Guacamayas	156 s	149 s	7 s	4.49%	95.51%

MAE = ± 59.4 s

MAPE = 28.9%

Precisión = 71.1%

Tabla A1.7 Resultados del viaje 7 con dirección UAEM

Día 4 Viaje 7 Dirección UAEM							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia relativa	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	4	L. Cárdenas	126 s	163 s	-37 s	29.37%	70.63%
2	6	A. Yeah Yeah	157 s	194 s	-37 s	23.57%	76.43%
3	7	Don Vinito	92 s	99 s	-7 s	7.61%	92.39%
4	9	Secundaria 4	272 s	253 s	19 s	6.99%	93.01%
5	11	Dormimundo	271 s	524 s	-253 s	93.36%	6.64%
6	12	HSBC Abasolo	243 s	213 s	30 s	12.35%	87.65%
7	13	Coppel Morelos	548 s	494 s	54 s	9.85%	90.15%
8	14	Calvario	86 s	106 s	-20 s	23.26%	76.74%
9	15	Crz. A. Obregón	196 s	302 s	-106 s	54.08%	45.92%
10	16	G. Tlaltenango	145 s	131 s	14 s	9.66%	90.34%

MAE = ±57.7 s

MAPE = 27%

Precisión = 73%

Tabla A1.8 Resultados del viaje 8 con dirección Guacamayas

Día 4 Viaje 8 Dirección Guacamayas							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia relativa	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	18	A. Carwash	234 s	319 s	-85 s	36.32%	63.68%
2	20	ISSSTE	152 s	231 s	-79 s	51.97%	48.03%
3	21	B. Amanalco	112 s	112 s	0 s	0%	100%
4	24	G. Estado	599 s	622 s	-23 s	3.84%	96.16%
5	25	Motolinea	95 s	137 s	-42 s	44.21%	55.79%
6	27	Santander palmas	158 s	181 s	-23 s	14.56%	85.44%
7	30	Elektra Chipitlan	245 s	546 s	-301 s	122.86%	-22.86%
8	32	S. Tr3s Cholula	206 s	329 s	-123 s	59.71%	40.29%
9	35	DAM	243 s	252 s	-9 s	3.7%	96.3%
10	38	Guacamayas	151 s	152 s	-1 s	0.66%	99.34%

MAE = ±68.8s

MAPE = 33.8%

Precisión = 66.2%

ANEXO B

Resultados por viaje de la Ruta 14

Las Tablas A2.1, A2.2, A2.3, A2.4, A2.5, A2.6, A2.7 y A2.8 muestran los resultados obtenidos de los 8 viajes que se realizaron. Por cada tabla se obtuvieron las medidas de precisión.

Tabla A2.1 Resultados del viaje 1 con dirección López M.

Día 1 Viaje 1 Dirección López M.							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	5	Galeana	114 s	84 s	30 s	26.32%	73.68%
2	7	Salina Cruz	123 s	87 s	36 s	29.27%	70.73%
3	10	F. Arboledas	78 s	82 s	-4 s	5.13%	94.87%
4	14	Benito J.	218 s	181 s	37 s	16.97%	83.03%
5	16	P. Chiapas	130 s	121 s	9 s	6.92%	93.08%
6	18	Tamaulipas	149 s	112 s	37 s	24.83%	75.17%
7	20	P. Sonora	122 s	107 s	15 s	12.3%	87.7%
8	21	TecMilenio	54 s	50 s	4 s	7.41%	92.59%
9	22	U. Cuauhnáhuac	83 s	88 s	-5 s	6.02%	93.98%
10	24	Sec. Tec. #1	147 s	129 s	18 s	12.24%	87.76%

MAE = ±19.5 s

MAPE = 14.7%

Precisión = 85.3%

Tabla A2.2 Resultados del viaje 2 con dirección C. Abastos.

Día 1 Viaje 2 Dirección C. Abastos							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia relativa	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	12	U. Cuauhnáhuac	63 s	79 s	-16 s	25.4%	74.6%
2	13	TecMilenio	94 s	125 s	-31 s	32.98%	67.02%
3	14	B. Antigüedades	73 s	91 s	-18 s	24.66%	75.34%
4	16	F. Similares 3M	79 s	58 s	21 s	26.58%	73.42%
5	18	Farmapronto 3M	121 s	99 s	22 s	18.18%	81.82%
6	20	Construrama 3M	129 s	165 s	-36 s	27.91%	72.09%
7	21	Checador 3M	75 s	75 s	0 s	0%	100%
8	23	P. Elías Calles	116 s	91 s	25 s	21.55%	78.45%
9	26	B. Comunales	200 s	198 s	2 s	1%	99%
10	29	Prim. Belisario D.	243 s	210 s	33 s	13.58%	86.42%

MAE = ±20.4 s

MAPE = 19.2%

Precisión = 80.8%

Tabla A2.3 Resultados del viaje 3 con dirección López M.

Día 2 Viaje 3 Dirección López M.							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia relativa	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	5	Galeana	68 s	75 s	-7 s	10.29%	89.71%
2	7	Salina Cruz	165 s	154 s	11 s	6.67%	93.33%
3	10	F. Arboledas	127 s	53 s	74 s	58.27%	41.73%
4	14	Benito J.	212 s	218 s	-6 s	2.83%	97.17%
5	16	P. Chiapas	87 s	119 s	-32 s	36.78%	63.22%
6	18	Tamaulipas	87 s	162 s	-75 s	86.21%	13.79%
7	20	P. Sonora	108 s	151 s	-43 s	39.81%	60.19%
8	21	TecMilenio	65 s	80 s	-15 s	23.08%	76.92%
9	22	U. Cuauhnáhuac	98 s	106 s	-8 s	8.16%	91.84%
10	24	Sec. Tec. #1	132 s	185 s	-53 s	40.15%	59.85%

MAE = ±32.4 s

MAPE = 31.2%

Precisión = 68.8 %

Tabla A2.4 Resultados del viaje 4 con dirección C. Abastos

Día 2 Viaje 4 Dirección C. Abastos							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia relativa	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	12	U. Cuauhnáhuac	63 s	75 s	-12 s	19.05%	80.95%
2	13	TecMilenio	64 s	107 s	-43 s	67.19%	32.81%
3	14	B. Antigüedades	70 s	126 s	-56 s	80%	20%
4	16	F. Similares 3M	131 s	105 s	26 s	19.85%	80.15%
5	18	Farmapronto 3M	140 s	125 s	15 s	10.71%	89.29%
6	20	Construrama 3M	190 s	177 s	13 s	6.84%	93.16%
7	21	Checador 3M	61 s	45 s	16 s	26.23%	73.77%
8	23	P. Elías Calles	132 s	128 s	4 s	3.03%	96.97%
9	26	B. Comunales	189 s	198 s	-9 s	4.76%	95.24%
10	29	Prim. Belisario D.	214 s	218 s	-4 s	1.87%	98.13%

MAE = ±19.8 s

MAPE = 24%

Precisión = 76%

Tabla A2.5 Resultados del viaje 5 con dirección López M.

Día 3 Viaje 5 Dirección López M.							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	5	Galeana	68 s	75 s	-7 s	10.29%	89.71%
2	7	Salina Cruz	133 s	175 s	-42 s	31.58%	68.42%
3	10	F. Arboledas	93 s	138 s	-45 s	48.39%	51.61%
4	14	Benito J.	203 s	201 s	2 s	0.99%	99.01%
5	16	P. Chiapas	181 s	110 s	71 s	39.23%	60.77%
6	18	Tamaulipas	115 s	107 s	8 s	6.96%	93.04%
7	20	P. Sonora	148 s	103 s	45 s	30.41%	69.59%
8	21	TecMilenio	63 s	75 s	-12 s	19.05%	80.95%
9	22	U. Cuauhnáhuac	90 s	114 s	-24 s	26.67%	73.33%
10	24	Sec. Tec. #1	181 s	150 s	31 s	17.13%	82.87%

MAE = ±28.7 s

MAPE = 23.1%

Precisión = 76.9%

Tabla A2.6 Resultados del viaje 6 con dirección C. Abastos.

Día 3 Viaje 6 Dirección C. Abastos							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia relativa	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	12	U. Cuauhnáhuac	55 s	65 s	-10 s	18.18%	81.82%
2	13	TecMilenio	76 s	84 s	-8 s	10.53%	89.47%
3	14	B. Antigüedades	82 s	94 s	-12 s	14.63%	85.37%
4	16	F. Similares 3M	54 s	119 s	-65 s	120.37%	-20.37%
5	18	Farmapronto 3M	162 s	211 s	-49 s	30.25%	69.75%
6	20	Construrama 3M	167 s	256 s	-89 s	53.29%	46.71%
7	21	Checador 3M	36 s	53 s	-17 s	47.22%	52.78%
8	23	P. Elías Calles	83 s	165 s	-82 s	98.8%	1.2%
9	26	B. Comunales	169 s	228 s	-59 s	34.91%	65.09%
10	29	Prim. Belisario D.	217 s	193 s	24 s	11.06%	88.94%

MAE = ±41.5 s

MAPE = 43.9%

Precisión = 56.1%

Tabla A2.7 Resultados del viaje 7 con dirección López M.

Día 4 Viaje 7 Dirección López M.							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia relativa	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	5	Galeana	63 s	64 s	-1 s	1.59%	98.41%
2	7	Salina Cruz	136 s	164 s	-28 s	20.59%	79.41%
3	10	F. Arboledas	67 s	96 s	-29 s	43.28%	56.72%
4	14	Benito J.	339 s	218 s	121 s	35.69%	64.31%
5	16	P. Chiapas	151 s	172 s	-21 s	13.91%	86.09%
6	18	Tamaulipas	103 s	117 s	-14 s	13.59%	86.41%
7	20	P. Sonora	207 s	145 s	62 s	29.95%	70.05%
8	21	TecMilenio	80 s	66 s	14 s	17.5%	82.5%
9	22	U. Cuauhnáhuac	85 s	83 s	2 s	2.35%	97.65%
10	24	Sec. Tec. #1	143 s	147 s	-4 s	2.8%	97.2%

MAE = ±29.6 s

MAPE = 18.1%

Precisión = 81.9%

Tabla A2.8 Resultados del viaje 8 con dirección C. Abastos.

Día 4 Viaje 8 Dirección C. Abastos							
No. Consulta	No. Paradero	Nombre Paradero	Tiempo arribo real	Tiempo arribo pronosticado	Diferencia relativa	Error Absoluto porcentual	Precisión del pronostico
1	12	U. Cuauhnáhuac	87 s	137 s	-50 s	57.47%	42.53%
2	13	TecMilenio	95 s	75 s	20 s	21.05%	78.95%
3	14	B. Antigüedades	94 s	97 s	-3 s	3.19%	96.81%
4	16	F. Similares 3M	29 s	33 s	-4 s	13.79%	86.21%
5	18	Farmapronto 3M	187 s	143 s	44 s	23.53%	76.47%
6	20	Construrama 3M	176 s	188 s	-12 s	6.82%	93.18%
7	21	Checador 3M	55 s	69 s	-14 s	25.45%	74.55%
8	23	P. Elías Calles	122 s	126 s	-4 s	3.28%	96.72%
9	26	B. Comunales	186 s	160 s	26 s	13.98%	86.02%
10	29	Prim. Belisario D.	176 s	196 s	-20 s	11.36%	88.64%

MAE = ±19.7 s

MAPE = 18%

Precisión = 82%

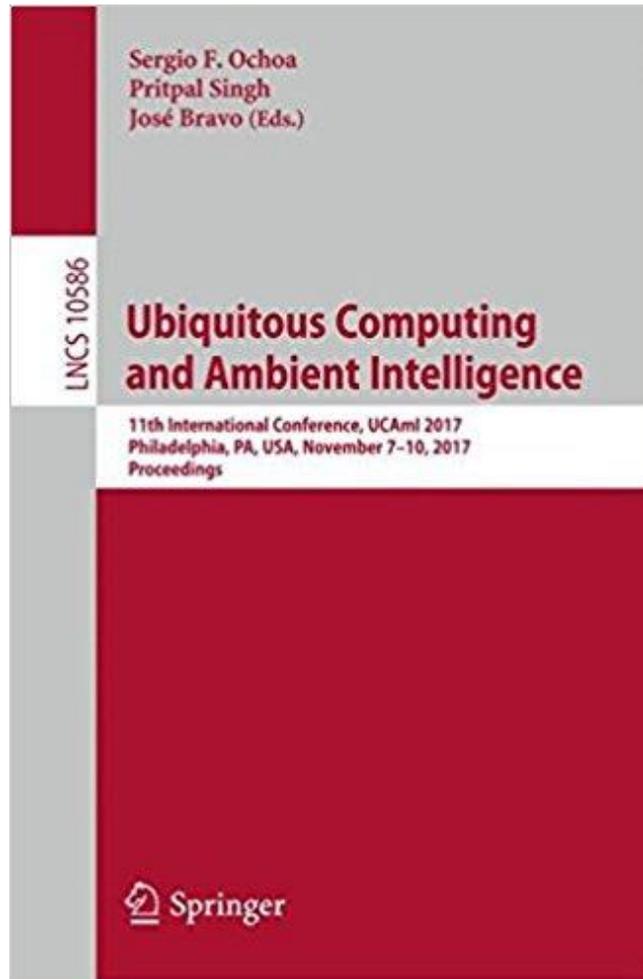
ANEXO C

Logros obtenidos

- Aceptación y presentación del artículo titulado: “*Automatic monitoring of public transport buses to determine arriving times*” (Monitoreo automático del transporte público para determinar tiempos de arribo) En la segunda conferencia internacional EAI AFI360°. El día 24 de mayo del 2017 en la ciudad de Toluca, Edo. México.



- Aceptación y presentación del artículo titulado: “*Decision-Making Intelligent System for Passenger of Urban Transports*” (Sistema inteligente de toma de decisiones para los pasajeros del transporte urbano) En la XI Conferencia Internacional sobre Computación ubicua e inteligencia ambiental. El día 08 de noviembre del 2017 en la universidad de Villanova Philadelphia (Pennsylvania, USA).



Decision-Making Intelligent System for Passenger of Urban Transports

Pedro Wences¹, Alicia Martinez¹, Hugo Estrada², Miguel Gonzalez³

¹ National Technology of Mexico/CENIDET, Mexico
{wences, amartinez}@cenidet.edu.mx

² Center for Research and Innovation in Information Technologies and Communication,
Mexico
hugo.estrada@infotec.mx

³ Monterrey Institute of Technology and Higher Education, Mexico
mgonza@itesm.mx

Abstract. Smart transportation systems have now been implemented in many cities. The implementation of these systems requires having a solid infrastructure and specialized devices. However, the implementation of these systems does not consider the infrastructure of other countries. As result, its implementation can be costly. Specifically, in Mexico, Urban Passenger Transport has few transportation units to meet the demand of the population. Also, these do not provide precise information of arrival times of buses. In this research work, we present a software system that combats the inconveniences of public transportation in Mexico, providing information in real time that will allow the passengers to make informed or correct decisions regarding their journey. The information provided to the passengers will be the availability of seats and the arrival times of the buses.

Keywords: Arrival time, urban passenger transport, whereabouts, decision-making, passenger counter.