

**UNIVERSIDAD RICARDO PALMA
FACULTAD DE INGENIERÍA**

**PROGRAMA DE TITULACIÓN POR TESIS
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA**



***CONTROL DE SEMÁFOROS PARA EMERGENCIAS DEL
CGBVP USANDO REDES NEURONALES***

TESIS

**PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE
INGENIERO ELECTRÓNICO**

PRESENTADO POR:

Bach. BRENDA ELIZABETH AYALA GARRIDO

Bach. FELIPE ACEVEDO BUSTAMANTE

ASESOR: Dr. PEDRO HUAMANÍ

LIMA – PERÚ

AÑO: 2015

Dedicatoria

Agradezco a mi Madre por ser el pilar de toda inspiración. A mi hermanas Carmen y Ursula por su amor incondicional. A mis tíos Víctor, Pepe y Oscar por acompañarme en todo momento y enseñarme a nunca rendirme. A mi novio Saúl por ser mi motor en cada cosa que hago y por alentarme a culminar cada meta trazada.

Brenda

Dedicatoria

Agradezco a mis padres y mi hermano por el apoyo durante todo este tiempo.

También a mis amigos que me han apoyado durante esta y otras metas que me he puesto.

Felipe

Agradecimientos

A mi profesor Dr. Pedro Huamaní por su paciencia, por compartir su tiempo y transmitir su sabiduría hasta el final del camino.

A mi amigo y compañero Felipe por su apoyo, por las horas de trabajo intercambiando ideas y sobre todo por brindarme su amistad sincera.

Brenda

Agradecimientos

Quisiera agradecer nuestro asesor el Dr. Pedro Huamani por todo el apoyo desde el inicio de este programa.

También a los amigos que me han apoyado durante la tesis que sin su conocimiento y apoyo no habiéramos podido llegar a estos resultados.

Y también a mi compañera y amiga Brenda, que ha sido una gran ayuda en todo el transcurso de la tesis, gracias a ella hemos podido completar nuestros objetivos.

Felipe

INDICE

Resumen

Abstract

Introducción..... 1

Capítulo I – Antecedentes y Estado del Arte3

1.1 Problema General..... 3

1.2 Problemas Secundarios 3

1.3 Objetivo General..... 3

1.4 Objetivos Secundarios..... 3

1.5 Marco Situacional 4

1.5.1 Estado del arte 5

1.5.1.1 Ámbito Nacional 5

1.5.1.1.1 Tesis Pontificia Universidad Católica del Perú 6

1.5.1.2 Ámbito Internacional 9

1.5.1.2.1 Escuela Politécnica Nacional (Ecuador) 9

1.5.1.2.2 Universidad de San Carlos de Guatemala (Guatemala) 10

1.5.1.2.3 Universidad de Antioquia (Colombia) 12

1.5.1.2.4 Universidad Pontificia Comillas (España) 13

Capítulo II - Marco Teórico.....15

2.1 Redes Neuronales 15

2.1.1 Red Backpropagation 18

2.1.2 Número de Capas Ocultas..... 20

2.1.3 Red LVQ Learning Vector Quantization..... 21

2.2 Tráfico en el distrito de Surco 23

2.3 CGBVP 24

2.3.1 Evolución Histórica del CGBVP 24

2.3.2 Situación Actual del CGBVP 25

2.3.3 Compañía de Bomberos Santiago Apóstol B-134..... 26

2.3.4	Unidades B-134	27
2.3.5	Procedimiento de despacho de las unidades	28
2.3.5.1	Despacho de las unidades (Primer despacho).....	28
2.3.5.2	Información a las compañías para el despacho.....	29
2.3.5.3	Recepción del despacho en las compañías.....	29
2.3.5.4	Unidades Despachadas no disponibles.....	29
2.3.5.5	Trayectoria de las unidades despachadas a las Emergencias.....	30
2.3.5.6	Llegada de la unidad a la Emergencia.....	30
2.4	Otros Algoritmos para el sistema.....	30
2.4.1	Algoritmo de conversión de latitud y longitud	30
Capítulo III – Redes Neuronales		33
3.1	Definición de Entradas	33
3.2	Definición de salidas.....	35
3.3	Definición de tablas de supervisión	39
Capítulo IV - Entrenamiento de la red.....		41
4.1	Desarrollo del algoritmo.....	42
4.1.1	Algoritmo de la red LVQ de 85 neuronas ocultas.....	42
4.1.2	Algoritmo de red Backpropagation de 85 neuronas ocultas en la primera capa y 50 en la segunda capa.....	43
4.1.3	Algoritmo de red la 10Backpropagation de 100 neuronas ocultas en la primera capa y 85 en la segunda capa	44
4.2	Entrenamiento de la Red	46
4.2.1	Entrenamiento de la red LVQ de 85 neuronas ocultas.....	46
4.2.2	Entrenamiento de red Backpropagation de 85 neuronas ocultas en la primera capa y 50 en la segunda capa	47
4.2.3	Entrenamiento de la red Backpropagation de 100 neuronas ocultas en la primera capa y 85 en la segunda capa	51
Capítulo V - Simulación y pruebas de la red.....		55
5.1	Situaciones de prueba de la Red	55
5.1.1	Entorno 1 – Situación irreal.....	55
5.1.2	Entorno 2 – Día de semana.....	58
5.1.3	Entorno 3 – Fin de semana	63

Conclusiones	67
Recomendaciones	69
Bibliografía y Referencias.....	70
Anexo.....	74
Anexo 1 Accidentes de Tránsito. Denuncias de accidentes de tránsito no fatales, según departamento, 2005-2013	74
Anexo 2 Víctimas de accidentes de tránsito fatales 2005-2013.....	75
Anexo 3 Accidentes de Tránsito 2003-2014.....	76
Anexo 4 Tasa de accidentes de Tránsito por cada 10,000 habitantes	77
Anexo 5 Estadística de emergencias atendidas por el CGBVP a nivel nacional	78

Índice de Imágenes

Imagen 1 Similitud entre Neuronas [22]	16
Imagen 2 Esquema de una Red Neuronal [13]	16
Imagen 3 Esquema de función de activación de una Red neuronal [25]	17
Imagen 4 Plano geográfico de la ubicación de la Compañía B-134	27
Imagen 5 Latitud y longitud para un algoritmo en el círculo.....	31
Imagen 6 Ejemplo de situación de ubicación del vehículo dentro y fuera del círculo.....	32
Imagen 7 Diagrama de Bloques	33
Imagen 8 Foto de Google Maps del área de estudio	34
Imagen 9 Foto de Google Maps del área de trabajo con la delimitación de círculos.....	36
Imagen 10 Foto de Google Maps del área de trabajo con la delimitación de círculos y determinación de bits según entradas	37
Imagen 11 Diagrama de flujo de la red neuronal	41
Imagen 12 Creación de una red LVQ	43
Imagen 13 Creación de una red Backpropagation de [85 50 10].....	44
Imagen 14 Creación de una red Backpropagation de [100 85 10].....	45
Imagen 15 Error red LVQ primer entrenamiento	47
Imagen 16 Error de la red LVQ último entrenamiento	47
Imagen 17 Error del 1er entrenamiento de la red backpropagation de [85 50 10].....	49
Imagen 18 Error del 4tor entrenamiento de la red backpropagation de [85 50 10].....	49
Imagen 19 Regresión del último entrenamiento de la red backpropagation de [85 50 10]	50
Imagen 20 Error del primer entrenamiento de la red backpropagation de [100 50 10].....	52

Imagen 21 Error del cuarto entrenamiento de la red backpropagation de [100 85 10].....	52
Imagen 22 Regresión del primer entrenamiento de la red backpropagation de [100 85 10].....	53
Imagen 23 Regresión del último entrenamiento de la red backpropagation de [100 85 10].....	53
Imagen 24 Posición de entrada y punto de la emergencia.....	56
Imagen 25 Datos de entrada para la simulación 1.....	56
Imagen 26 Gráfico general de salidas de la red para la simulación 1.....	57
Imagen 27 Estado del bit 1 durante la primera simulación.....	57
Imagen 28 Estado del bit 2 durante la primera simulación.....	58
Imagen 29 Estado del bit 5 durante la primera simulación.....	58
Imagen 30 Posición de entrada y punto de la emergencia Entorno 2.....	59
Imagen 31 Entradas del tiempo 0 a 1800 de las distintas posiciones y dirección de la unidad de bomberos.....	60
Imagen 32 Respuesta de la red neuronal para el entorno 2	61
Imagen 33 Salida 5.....	61
Imagen 34 Salida 6.....	62
Imagen 35 Salida 8.....	62
Imagen 36 Salida 10.....	62
Imagen 37 Posición de entrada y punto de la emergencia.....	63
Imagen 38 Datos de entrada para caso entorno 3.....	64
Imagen 39 Respuesta general de salidas en entorno 3	65
Imagen 40 Respuesta de salida 1 de salidas en entorno 3.....	65
Imagen 41 Respuesta de salida 2 de salidas en entorno 3.....	65
Imagen 42 Respuesta de salida 3 de salidas en entorno 3.....	66

Índice de tablas

Tabla 1 Analogía entre redes neuronales [24].....	15
Tabla 2 Cerebro frente al computador convencional [26]	18
Tabla 3a Entradas para la red neuronal.....	37
Tabla 3b Entradas para la red neuronal.....	38
Tabla 4 Salidas para la red neuronal	38
Tabla 5 Ejemplo de Tabla de Supervisión para el cruce de Av. Velasco Astete con Av. Caminos del Inca.....	39
Tabla 6 Proceso de entrenamiento de la red LVQ	46
Tabla 7 Tabla de entrenamiento de la red backpropagation [85 50 10].....	48
Tabla 8 Resultados del último entrenamiento de la red backpropagation [100 85 10]	51
Tabla 9 Tabla comparativa de resultados de las redes entrenadas	54

Resumen

La presente tesis, tuvo como objetivo mostrar una estrategia a través de redes neuronales, para los vehículos del Cuerpo General de Bomberos Voluntarios del Perú (CGBVP) durante una emergencia en el distrito de Surco, contribuyendo a la fluidez vehicular de las unidades en situaciones de emergencia. A nivel mundial se puede apreciar que se han desarrollado diferentes estrategias o sistemas que apoyan a las unidades de emergencia.

El desarrollo del sistema propuesto consiste en preparar los semáforos con anticipación al paso de una unidad. Para ello se consideraron dos tipos de datos, ubicación y dirección, con el fin de activar los semáforos tiempo antes que el vehículo llegue a la intersección.

El presente estudio analizó la red Neuronal LVQ (Learning Vector Quantization) y 2 tipos de red Backpropagation con el fin de determinar cuál de ellas es la más adecuada para el caso propuesto.

Finalmente a través de simulaciones se determinó la red Backpropagation [100 85 10] obtuvo mejores resultados, siendo el de regresión igual a 0.99 y presentando valores de error en un rango de 10^{-5} o menores.

El algoritmo por Backpropagation [100 85 10] demostró durante sus 3 simulaciones responder correctamente a los 3 escenarios planteados. Demostrando únicamente variaciones pequeñas durante las simulaciones pero ninguna superando valores aceptables de 0 o 1 lógico.

Abstract

The following thesis had as objective to show a strategy using neural networks to help vehicles of the fire fighter brigade in Peru (CGBVP) during emergencies on the district of Surco, helping with the response times of the unit on emergency situations. Worldwide can be seen that strategies or systems are being used to help lower the problems of traffic.

The development of the proposed system consist on preparing the traffic lights previous the arrival of the unit to the intersection. For this 2 type of data is being considered, location and direction, in order to activate the lights time before the vehicle arrives to the intersection.

The present study analyzed the LVQ (Learning Vector Quantization) and 2 types of backpropagation networks in order to determine which of them is the most fitting for the situation to handle.

Finally, going through the simulations it was determined that the [100 85 10] backpropagation network had the best response, being the regression 0.99 and showing error on the range of 10^{-5} or lowers.

The algorithm by backpropagation [100 85 10] showed during the 3 simulations that works property on all 3 situations. It showed small variations on some of the simulations but nothing out of the acceptable values of a logic 1 or 0.

Introducción

La presente tesis se desarrolló para a implementar un algoritmo a través de control neuronal que trabaje sobre los semáforos para dar más fluidez a las unidades del Cuerpo General de Bomberos Voluntarios del Perú (CGBVP) en el distrito de Surco, por medio del software MATLAB-Simulink. Se presentan cinco capítulos a continuación.

En el capítulo I se muestra el sumario y esquema los cuales incluyen la problematización donde se detallarán las razones que llevaron a considerar este tema de estudio; los objetivos indicarán la meta que se ha trazado y el marco situacional detallará brevemente la investigación realizada por otras fuentes.

En el capítulo II se detalla el marco teórico el cual incluye información de redes neuronales, el tráfico registrado en el distrito de surco y sus principales puntos de congestión durante sus horas pico, también se incluye información del CGBVP y los procedimientos de despachos de las unidades; finalmente se tiene información de un algoritmo previo para el desarrollo del sistema que trabaja definiendo áreas en el mapa. Estas áreas estarán definidas por círculos y el algoritmo definirá si la ubicación actual de la unidad se encuentra en uno de estos círculos dando como resultado un 1 lógico que indicará a la red neuronal si la unidad de bomberos se encuentra cerca o sobre uno de los semáforos.

En el capítulo III se hablará de la red neuronal explicando y definiendo las entradas utilizadas, salidas y las tablas de supervisión desarrolladas para el entrenamiento de esta.

En el capítulo IV se indicarán los entrenamientos realizados y los tipos de redes que se han analizado, al mismo tiempo se verá el resultado de cada una de las

redes, y se determinará la red que será trabajada en las simulaciones del capítulo siguiente.

En el capítulo V se realizan las simulaciones y pruebas de la red seleccionada considerando tres entornos diferentes, los cuales han sido generados a través de información recopilada del CGBVP con rutas, días y horas reales de la salida de un vehículo de Bomberos.

Capítulo I – Antecedentes y Estado del Arte

1.1 Problema General

¿Cómo Implementar algorítmicamente un control de semaforización para las emergencias del CGBVP usando redes neuronales artificiales?

1.2 Problemas Secundarios

- a) ¿Cuáles son los puntos de localización y detección de proximidad, para las entradas de red que ayuden al algoritmo a especificar y desarrollar la red neuronal artificial?
- b) ¿Cómo diseñar y simular la red neuronal por retro propagación para el entrenamiento según lo investigado?
- c) ¿Cómo funcionaría la red neuronal aplicada a las unidades del CGBVP en un área determinada?

1.3 Objetivo General

Implementar algorítmicamente un control de semaforización para las emergencias del CGBVP usando redes neuronales artificiales.

1.4 Objetivos Secundarios

- a) Establecer puntos de localización y detección de proximidad para las entradas la red que ayuden al algoritmo a activar los semáforos para facilitar el flujo de la unidad del CGBVP tipo SPARTAN durante una emergencia.
- b) Diseñar y simular un modelo de red neuronal por retropropagación en MATLAB, para hacer que los semáforos se activen analizando la posición del vehículo.
- c) Evaluar el desempeño de la red neuronal en 3 escenarios generados basándose en situaciones diferentes de tráfico (día de semana y fin de semana), y una situación irreal que fuerce los tiempos del sistema.

1.5 Marco Situacional

La reducción del tiempo de respuesta de los vehículos del CGBVP resulta fundamental durante una emergencia, pues puede marcar la diferencia entre salvar una vida o no. El tiempo, la distancia, la dificultad de acceso a la zona afectada, o el conjunto de estos factores, son principalmente los motivos que afectan la llegada de los vehículos de emergencia al punto donde se desarrolla la misma.

Según el INEI (Instituto Nacional de Estadística e Informática), al 2013 se registró a nivel nacional 102,938 denuncias de accidentes de tránsito no fatales. De otra parte, durante ese mismo año, se registró 3,17 víctimas mortales por la misma causa [1].

Durante el 2014, y a pesar del intento por reducir dicha cifra, la Policía Nacional del Perú registro un total de 101,104 denuncias por accidentes de tránsito [2], donde la tasa por cada 100,000 habitantes fue de 328.1 personas [3], convirtiéndose así, el Perú en uno de los países con mayor tasa de accidentes y muertes causadas por accidentes de tránsito en Latinoamérica, y todo ello, a pesar de tener la menor cantidad de vehículos que existe por habitante (108 vehículos por cada 1,000 habitantes de Lima Metropolitana) [4].

Es debido a esta coyuntura que se considera de vital importancia la optimización de los semáforos para ayudar al paso de las unidades del Cuerpo General de Bomberos Voluntarios ante una emergencia.

Cada día se registra un alto número de emergencias de distinta índole, que precisan de una correcta gestión y atención por parte del CGBVP. Tal es el caso, que en Setiembre de 2015 se han atendido 7566 emergencias a nivel Nacional [5].

El tiempo que demora en trasladarse un vehículo de emergencia, al lugar en que se produce un incidente tiene un impacto significativo en el ciudadano que se encuentra en situación de emergencia. La reducción en el tiempo de respuesta por parte de los servicios que brinda el CGBVP, supone una reducción en el número de víctimas mortales y/o en el número de lesiones graves que pudieran ocurrir como resultado de un incidente; ya que muchas de estas lesiones pasan a ser leves o menos graves mientras más rápido sean atendidas por parte del personal que les brinde el servicio de ayuda. Si bien es cierto no existe un criterio establecido para el desarrollo de indicadores de cuánto tiempo puede demorar un vehículo del CGBVP cuando se produce un incidente, este debe realizarse en el menor tiempo posible.

Conscientes de esta situación y la importancia que requieren este tipo de actuaciones, es que se propuso una alternativa diseñar un algoritmo que controle los semáforos de las principales avenidas con mayor congestión vehicular en el Distrito de Surco basada en redes neuronales, con la finalidad de agilizar la fluidez de los vehículos del CGBVP y con ello contribuir a la reducción de tiempo de llegada de sus unidades.

1.5.1 Estado del arte

1.5.1.1 Ámbito Nacional

El problema por el que atraviesan los efectivos del CGBVP al momento de trasladarse de un punto de la ciudad a otro no es sólo un problema nacional. A pesar de ello, para el tema de investigación propuesto, son muy pocas las tesis que enfocan la solución de los problemas de tránsito para los vehículos de emergencia; encontrándose en su mayoría tesis basadas en redes neuronales y orientadas a dar prioridad de pase a vehículos particulares.

1.5.1.1.1 Tesis Pontificia Universidad Católica del Perú

Esta Tesis llamada “Diseño de un sistema de control por auto organización para semáforos de una intersección vial simple usando redes neuronales” [6] consiste en lograr que los semáforos se auto organicen en base a la cantidad de vehículos detectados mediante el uso de sensores.

El desarrollo consiste en 2 etapas fundamentales:

- El censado de un vehículos (se considera un sensor piezo-eléctrico para cada carril)
- El controlador (es la red Neuronal que organiza el fluido del tráfico de una forma dinámica en función a la cantidad de autos registrada por los sensores piezo-eléctricos)

Esta tesis desarrolla el modelamiento de una red neuronal de retropropagación para su sistema de control, siendo el entrenamiento Levenberg Marquard (LM) el que les ofreció un mejor rendimiento con $9.3E-11$.

Para el análisis se considera una intersección con 2 semáforos y en el cual es necesario definir la cantidad de autos esperando durante luz roja y verde y la cantidad de carriles que hay en dicha intersección con la finalidad de determinar la cantidad total de carros. Así mismo otra de las variables a considerar es la duración máxima de tiempo de espera que debe tener cada semáforo para que cambie de una luz a otra. Una vez establecidos estos parámetros, el sistema de control auto-organizante calculará el tiempo de pase otorgado a cada semáforo.

Para efectos de simulación se consideró:

- Duración: 200u
- Autos generados en pista 4 carriles: 205
- Autos generados en pista de 2 carriles: 114
- Total de autos: 319

Donde u significa unidades de tiempo, el cual esta expresada en segundos.

Tiempos de base prefijados para el semáforo:

- Cantidad max. de autos esperando(luz roja) pista 4 carriles: 22
- Cantidad max. de autos esperando(luz roja) pista 2 carriles: 14
- Cantidad max. de autos esperando(luz verde) pista 4 carriles: 41
- Cantidad max. de autos esperando(luz verde) pista 2 carriles : 25
- Duración max. de tiempo de espera pista 4 carriles: 18u
- Duración max. de tiempo de espera pista 2 carriles: 22u
- Duración max. de tiempo en luz verde pista 4 carriles: 19u
- Duración max. de tiempo en luz verde pista 2 carriles: 15u

Bajo estas condiciones se logra un cambio de estado en el semáforo a verde de 10 segundos, lo lleva a afirmar que el sistema se lleva a cabo mejor en pistas de mayor capacidad.

En las conclusiones de esta tesis se afirma:

- Se logró el diseño de un sistema de control auto organizante para el control de semáforos en una intersección vial.
- Se logró diseño y modelamiento inverso e identificación de sistemas de un semáforo por medio de la red neuronal.

Podemos observar que esta Tesis mediante la utilización de redes neuronales de retropropagación tiene buenas cualidades, entre ellas reconocimiento, agrupación, auto organización, capacidad de

aprendizaje y resistencia a errores, sin embargo la aplicación sigue siendo para vehículos particulares, y no considera una solución para los vehículos de emergencia del CGBVP.

La desventaja que podemos notar es que a pesar de que se llega al cambio de semáforo en forma casi inmediata luego de cumplir con la condición de detección de vehículos, es que el sistema tiene que esperar a que se llegue al tiempo mínimo de estado del semáforo (verde) para realizar otro cambio de estado del mismo. Lo que conllevaría a un problema en nuestro caso, ya que al tratarse de vehículos de emergencia podría darse en caso que se encuentre más de un vehículo solicitando el pase en los distintos lados de la intersección, ya que es muy posible que se despachen unidades de diferentes distritos que llegan a un mismo punto de destino pero por diferente lugar.

Adicionalmente encontramos algunas limitaciones en el uso de sensores piezo-eléctricos. Éstos, si bien es cierto poseen una resistencia muy grande no es infinita. De modo que al aplicar un esfuerzo constante se genera inicialmente una carga que inevitablemente es drenada al cabo de un tiempo. Por lo tanto, no tendrían una respuesta en continua.

Otra limitación encontrada en este tipo de sensores se encuentra relacionada con la deriva de la temperatura. Por encima de la temperatura de Curie (específica para cada material) desaparece el efecto piezoeléctrico. Lo que conllevaría a problemas del sistema [6].

Y finalmente, al ser este sistema dedicado para vehículos particulares da prioridad de pase de acuerdo a la demanda que encuentre en el sensado de los vehículos, funcionando mejor al tener amplios rangos de duración, y claro al tener mayor cantidad de vehículos. Para nuestra tesis resulta poco conveniente aplicar este modelo puesto que al ser una o dos unidades la que requieren pasar la intersección no es necesario un sensor que cuente la cantidad de carros.

1.5.1.2 Ámbito Internacional

1.5.1.2.1 Escuela Politécnica Nacional (Ecuador)

Esta tesis llamada “Control de tráfico vehicular usando un sistema neuro-difuso tipo ANFIS” [7] consiste en controlar el tiempo y sincronizar la secuencia de semáforos evitando el congestionamiento vehicular mediante un sistema de interferencia difusa basado en redes neuronales adaptativas ANFIS (Adaptative neuro fuzzy interference system).

La estructura del sistema está basada en una expresión matemática que toma en cuenta la aceleración y la velocidad del auto. El modelo descrito incluye el uso de sensores, los cuales están ubicados en la parte de arriba de los semáforos, siendo una de sus funciones, el de determinar la velocidad de los vehículos que transitan por esa avenida.

El programa elabora un algoritmo en MATLAB con el fin de analizar el tráfico y el estado de los semáforos interactuando entre ellos.

Con el modelo probado se desarrolla y entrena una estructura ANFIS para optimizar la velocidad media del flujo vehicular. La variable se controla y modifica en el modelo original validando los resultados del modelo matemático y reaccionando ambos ante las mismas entradas [7].

Durante la validación de este esquema se consideró una intersección de 8 semáforos para el modelo de tiempos fijos y el flujo de 40 vehículos en la zona de análisis, siendo la velocidad promedio de estos vehículos de 6,9 m/s (24,83 km/h). En el algoritmo desarrollado muestra una mejora en el promedio de la densidad vehicular reduciéndose esta de 136 vehículos/km a 78 vehículos/km, aproximadamente en un 42,6%.

Las conclusiones de esta tesis indican que:

- Se pudo desarrollar la red ANFIS, simulada en MATLAB según el modelo de tráfico vehicular construido en AIMSUN.

- Se mejoraron las velocidades medidas por sección.

Al igual que los estudios de ámbito nacional, la solución no beneficia a los vehículos de emergencia, siendo considerada la solución sólo para el beneficio de los vehículos particulares.

El sistema utiliza un software de modelación de Tráfico llamado AIMSUN, el cual permite diseñar y simular el tráfico en determinado sector, el cual ayudó a entender los problemas de escenarios reales, puesto que el software es alimentado con una base de datos históricos, tomados a través de los sensores y equipos instalados en las calles. [24]

El desarrollo de este algoritmo está basado en reglas difusas como “si... entonces” acompañado de funciones apropiadas generan los datos de entrada y salida basadas en 0 y 1 los cuales se ajustan al algoritmo. [7]

Este sistema, contempla una lógica totalmente diferente a la planteada en nuestro esquema, el desarrollo demandaría una implementación altamente costosa. El sólo contemplar la implementación del Software AIMSUN a la compleja realidad vial con la que cuenta Lima Metropolitana, conllevaría a centralizar la información del estado de los semáforos y los sensores a través de un controlador.

Básicamente el control planteado en el sistema recibe los datos entregados por el software, y los procesa mediante un algoritmo de redes Neuro Difusas, controlando el estado de los semáforos.

1.5.1.2.2 Universidad de San Carlos de Guatemala (Guatemala)

Esta tesis llamada “Inteligencia artificial aplicada al tránsito en la ciudad de Guatemala utilizando redes neuronales” [8] propone un algoritmo para mejorar los tiempos de los semáforos utilizando una red ADALINE. Dicha red usa neuronas con función escalón y está limitada a una única neurona de salida.

El sistema incluye la utilización de 8 sensores (para un cruce de 4 esquinas con doble vía) con la finalidad de verificar cuantos vehículos transitan en diferentes horas; y si la densidad vehicular aumenta, resolver el problema en tiempo real.

Para este sistema, los semáforos poseen cámaras, la cuales sirven para verificar el tráfico, accidentes e infractores, estos semáforos son manipulados de manera individual.

El sistema además utiliza una herramienta llamada Tiberius que está hecha en base a un modelo Matemático para la toma de decisiones, la cual utilizarán los semáforos inteligentes basados en diferentes ecuaciones y en la cantidad de carros identificados por los sensores.

El algoritmo propuesto señala que puede reducir la congestión vehicular hasta en un 28% el tiempo de espera en los cruces durante hora punta y un 6,5% las emisiones de CO₂. Sin embargo requiere de la utilización de un servidor, Switch, firewall, router ADSL, sistema de cámaras, internet, una computadora, Servidor NAS y Wifi para el control y centralización de los semáforos.

En las conclusiones de esta tesis indican:

- Para realizar a cabo el sistema propuesto se requiere de un sistema centralizado de cámaras y semáforos.
- Los recursos humanos para el monitoreo de este sistema puede ser tan alto como los equipos.

Este modelo de tesis, aplicado a nuestra realidad en el Distrito de Surco implicaría desarrollar una red para centralizar todos los semáforos del distrito lo cual puede resultar de amplia complejidad y costo elevado ya que el sistema propone incluir una cámara para cada vía con la finalidad de identificar la cantidad de vehículos.

En el modelo de investigación propuesto se ha determinado que utilizar una red ADALINE no nos resultaría provechoso, por lo que se planteó el desarrollo a través de una red de retropropagación y LVQ, pues

presentan mejores respuestas durante su entrenamiento y requieren incluir de menos herramientas adicionales para la solución al problema de tráfico.

1.5.1.2.3 Universidad de Antioquia (Colombia)

Esta tesis llamada “Diseño e implementación de prototipo para el control de semáforos en situaciones de emergencia” [9] propone el controlar los semáforos, con la finalidad de establecer el paso fluido a los vehículos de emergencia en una vía de tránsito congestionada. El desarrollo está basado en la elaboración de un dispositivo que permite que los vehículos que atienden servicios de emergencia tales como ambulancias, carros de bomberos, y patrullas de policía, entre otros controlen la luz de los semáforos y así agilizar su paso por la vía pública.

Esta tesis rescata aspectos relevantes en el diseño de su prototipo, mediante el uso de tecnología inalámbrica y un sistema de posicionamiento global, para ser ubicado tanto en la red de semáforos de Medellín con el fin de permitir una fácil circulación a través de la ciudad.

El control consiste en alterar la secuencia normal de los semáforos cuando se presenta un vehículo de emergencia. “Si el semáforo está en rojo, una vez detecte la señal del vehículo cambiará de estado, a verde, y permanecerá así hasta que pase por la intersección. En caso de estar en luz verde, continuará este su estado hasta que pase el vehículo. La comunicación inalámbrica tiene un alcance de 180 metros. El dispositivo está creado para que el conductor lo active mediante un interruptor y empezar a transmitir la señal hacia el semáforo que avisa su aproximación”. [9]

Esta aplicación si bien es cierto resulta muy novedosa y muy similar al modelo de tesis planteado, sin embargo no podría aplicarse del todo a nuestra realidad puesto que Lima no cuenta con un sistema homogéneo

en las tecnologías de semaforización, haciendo más costoso el sistema de adaptación de cada uno de los dispositivos a la tecnología con la que cuenta cada semáforo. Adicionalmente encontramos una limitante en el alcance de un enlace inalámbrico, siendo el caso que este se encuentre a una mayor distancia de la zona de alcance.

Por otra parte, resulta interesante a considerar el sistema de posicionamiento global, el cual puede aplicarse en el modelo aquí expuesto, puesto que determinar la posición del vehículo y cuál sería la posible ruta a tomar activando los semáforos que se encuentren en la ruta del vehículo de emergencia.

1.5.1.2.4 Universidad Pontificia Comillas (España)

Esta tesis llamada “Mejora del tráfico en un cruce regulado por semáforos, mediante un sistema basado en visión artificial” [10] está basada en redes neuronales mediante el tratamiento digital de imágenes, para ello propone la utilización de cámaras IP y antenas Bluetooth en la parte superior de estos semáforos. El sistema es ejecutado en tiempo real, tomando decisiones sobre los semáforos para la optimización del tráfico en una intersección. El sistema, denominado TEA (Traffic Enhancement Application) tiene como objetivos principales:

- Reducir el tiempo medio de espera de los vehículos que circulan por la intersección.
- Reducir el número de paradas/arranques que se producen. De esta manera se reduce el gasto de combustible y también se reducen las emisiones contaminantes.
- Dotar de prioridad de paso al transporte público y a los equipos de emergencia.

Esta tesis propone la utilización de sensores para la detección y conteo de vehículos, la manera de detectar los vehículos que se encuentran parados en el semáforo o que se aproximan a la intersección, basándose en el tratamiento digital de las imágenes tomadas mediante cámaras

inalámbricas montadas en el semáforo. Para realizar dicho tratamiento digital de imágenes se han desarrollado dos algoritmos, uno para la detección de vehículos de día y otro para la detección de vehículos de noche. Los resultados de fiabilidad de estos algoritmos, usando alrededor de 400 imágenes de prueba, son del 98.8% de aciertos y del 95.5% de aciertos respectivamente. Adicionalmente, para la transición entre estos dos algoritmos se ha desarrollado un detector del entorno de luz ambiente, también basado en técnicas de tratamiento digital de imágenes.

Para detectar la presencia de vehículos de emergencia, y ser diferenciados de los vehículos de transporte público y vehículos corrientes se ha considerado técnicas de comunicación Bluetooth, ya que las técnicas de tratamiento digital de imágenes no han resultado efectivas para discriminar vehículos prioritarios.

Finalmente el sistema plantea tres módulos: detección y contabilización de vehículos, detección de vehículos prioritarios y sistema para la toma de decisiones.

Este tipo de análisis basado en Redes Neuronales y el procesamiento de imágenes discrepan con la solución planteada en el presente modelo de tesis puesto que, considera un elevado costo en la adquisición de equipos (cámaras para cada semáforo). Adicionalmente es importante resaltar que para este tipo de sistema en el cual se trabaja en tiempo real, resulta que la velocidad de transmisión de un equipo Bluetooth puede resultar ser muy lenta siendo el caso en algunos equipos de 1 MB/seg, *además de poseer* un limitado radio de acción entre los periféricos (9.14 metros entre ellos). Luego de esa distancia no hay garantía de una transmisión adecuada de datos.

Capítulo II - Marco Teórico

2.1 Redes Neuronales

Las redes neuronales son modelos que intentan reproducir el comportamiento del cerebro basándose en su elemento fundamental: las neuronas.

Para describir la estructura de una red neuronal, primero describimos la estructura de lo que denominamos neurona. Una neurona es la unidad básica de la red. La podemos describir comparándola con una neurona biológica, ya que el funcionamiento será similar. [21]

En la Imagen 1 podemos observar la similitud que existe entre una neurona real y una neurona artificial [23] la cual está formada por sinapsis, axón, dendritas y cuerpo. Aquellas que reciben estímulos externos relacionados con el aparato sensorial, que tomarán la información de entrada. Dicha información se transmite a ciertos elementos internos que se ocupan de su procesamiento.

Durante la conexión entre el axón a otras dendritas (o también llamado sinapsis), y neuronas correspondientes al segundo nivel se genera el traspaso de información interna, a lo que se le denomina unidades ocultas.

En la tabla 1 mostraremos la analogía entre Red Neuronal Artificial y una Red Neuronal Biológica [24].

Red Neuronal Biológica	Red Neuronal Artificial
Neurona	Unidad de Proceso
Dendrita	Entrada
Axón	Salida
Sinapsis	Pesos

Tabla 1 Analogía entre redes neuronales [24]

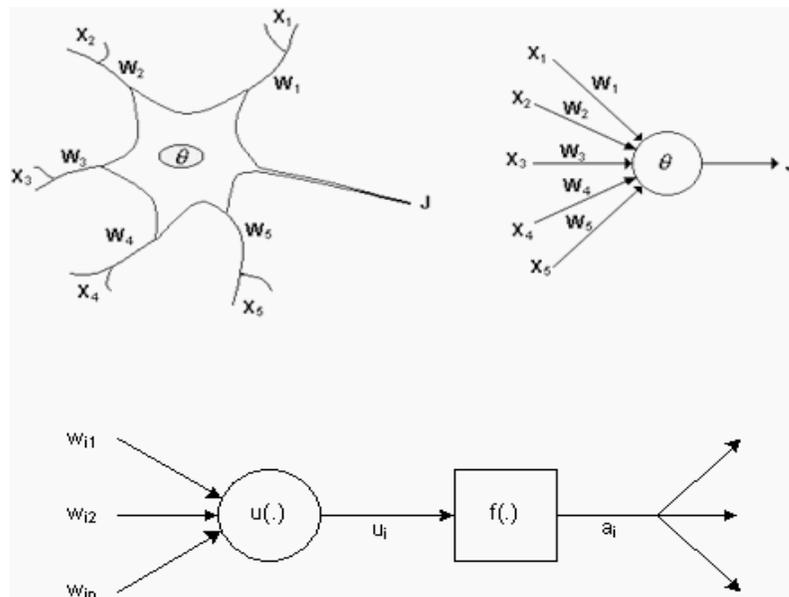


Imagen 1 Similitud entre neuronas [22]

Al finalizar el período de procesamiento, la información llega a las unidades de salida, cuya misión es dar la respuesta al sistema. El esquema de la Red Neuronal lo podemos apreciar en la Imagen 2, la cual muestra una red de neuronas interconectadas y arregladas en tres capas. Los datos ingresan por medio de la “capa de entrada”, pasan a través de la “capa oculta” y salen por la “capa de salida”. Cabe mencionar que la capa oculta puede estar constituida por varias capas a su vez. [13]

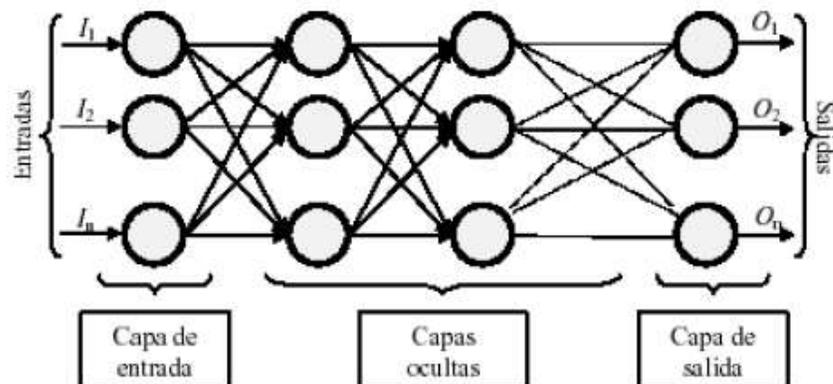


Imagen 2 Esquema de una Red Neuronal [13]

La neurona artificial pretende imitar las características más importantes de las neuronas biológicas. Cada neurona i -ésima está caracterizada en cualquier instante por un valor numérico denominado valor o estado de activación $a_i(t)$ asociado a cada unidad. Finalmente existe una función de salida, f_i , que transforma el estado actual de activación en una señal de salida. Dicha señal es enviada a través de los canales de comunicación unidireccionales a otras unidades de la red; en estos canales la señal se modifica de acuerdo con la sinapsis (el peso, w_{ji}) asociada a cada uno de ellos según determinada regla. Las señales moduladas que han llegado a la unidad j -ésima se combinan entre ellas, generando así la entrada total Net_j

$$Net_j = \sum y_i w_{ji} \quad (II-1)$$

Una función de activación, F , determina el nuevo estado de activación de la neurona, teniendo en cuenta la entrada total calculada y el anterior estado de activación $a_j(t)$

En la Imagen 3 se muestra el esquema de la Función de activación de una Red neuronal, la cual determina cada uno de sus componentes de forma matemática. [25]

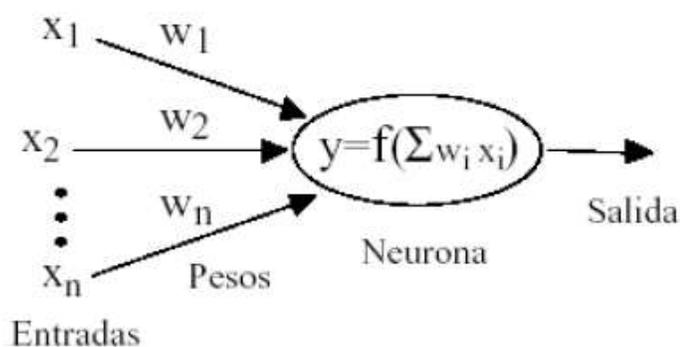


Imagen 3 Esquema de Función de activación de una Red Neuronal [25]

Con la idea de tomar las características esenciales de la estructura neuronal del cerebro es que crean las redes neurales, con la finalidad de dar solución a problemas complejos. [26]

Líneas abajo se puede observar la Tabla 2 realizando una analogía entre el Cerebro y el Computador.

	Cerebro	Computador
Velocidad de Proceso	= 10^{-2} seg. (100 Hz)	= 10^{-9} seg. (1000 MHz)
Estilo de Procesamiento	paralelo	Secuencial
Número de Procesadores	$10^{11} - 10^{14}$	Pocos
Conexiones	10,000 por procesador	Pocas
Almacenamiento del conocimiento	Distribuido	Direcciones fijas
Tolerancia a fallos	amplia	Nula
Tipo de control del proceso	Auto organizado	centralizado

Tabla 2 Cerebro frente a computador convencional [26]

2.1.1 Red Backpropagation

En una red Backpropagation existe una capa de entrada con n neuronas y una capa de salida con m neuronas y al menos una capa oculta de neuronas internas. Cada neurona de una capa (excepto las de entrada) recibe entradas de todas las neuronas de la capa anterior y envía su salida a todas las neuronas de la capa posterior (excepto las de salida). No hay conexiones hacia atrás feedback ni laterales entre las neuronas de la misma capa. La aplicación del algoritmo tiene dos fases, una hacia delante y otra hacia atrás.

Durante la primera fase el patrón de entrada es presentado a la red y propagado a través de las capas hasta llegar a la capa de salida. Obtenidos los valores de salida de la red, se inicia la segunda fase, comparándose éstos valores con la salida esperada para así obtener el error. Se ajustan los pesos de la última capa proporcionalmente al error. Se pasa a la capa anterior con una retropropagación del error, ajustando los pesos y

continuando con este proceso hasta llegar a la primera capa. De esta manera se han modificado los pesos de las conexiones de la red para cada patrón de aprendizaje del problema, del que conocíamos su valor de entrada y la salida deseada que debería generar la red ante dicho patrón. [24]

Pasos para aplicar el Algoritmo de entrenamiento:

- **Paso 1.** Inicializar los pesos de la red con valores pequeños aleatorios.
- **Paso 2.** Presentar un patrón de entrada y especificar la salida deseada que debe generar la red.
- **Paso 3.** Calcular la salida actual de la red. Para ello se presentan las entradas a la red y se calcula la salida de cada capa hasta llegar a la capa de salida, ésta será la salida de la red. Los pasos son los siguientes: Se calculan las entradas netas para las neuronas ocultas procedentes de las neuronas de entrada. [25]

Para una neurona j oculta:

$$\text{net}^h_{pj} = \sum w^h_{ji} x_{pi} + \Theta^h_j \quad (\text{II-2})$$

en donde el índice h se refiere a magnitudes de la capa oculta; el subíndice p , al p -ésimo vector de entrenamiento, y j a la j -ésima neurona oculta. El término θ puede ser opcional, pues actúa como una entrada más. Se calculan las salidas de las neuronas ocultas: $y_{pj} = f^h_j(\text{net}^h_{pj})$ (II-3)

Se realizan los mismos cálculos para obtener las salidas de las neuronas de salida: [25]

$$\text{Net}^0_{pk} = \sum w^0_{kj} y_{pj} + \Theta^0_k \quad (\text{II-4})$$

$$y_{pk} = f^0_k(\text{net}^0_{pk}) \quad (\text{II-5})$$

- **Paso 4.** Calcular los términos de error para todas las neuronas.
Si la neurona j no es de salida, entonces la derivada parcial del error no puede ser evaluada directamente, por tanto se obtiene el desarrollo a partir de valores que son conocidos y otros que pueden ser evaluados. [25]

La expresión obtenida en este caso es: $\delta^{h_{pj}} = f'_{h_j}(\text{net}^{h_{pj}}) \sum \delta^{0_{pk}} w^{0_{kj}}$ donde observamos que el error en las capas ocultas depende de todos los términos de error de la capa de salida. De aquí surge el término propagación hacia atrás.

- **Paso 5.** Actualización de los pesos: para ello utilizamos un algoritmo recursivo, comenzando por las neuronas de salida y trabajando hacia atrás hasta llegar a la capa de entrada, ajustando los pesos de la siguiente forma:

Para los pesos de las neuronas de la capa de salida:

$$w^{0_{kj}}(t+1) = w^{0_{kj}}(t) + \Delta w^{0_{kj}}(t+1) \quad (\text{II-6})$$

$$\Delta w^{0_{kj}}(t+1) = \alpha \delta^{0_{pk}} y_{pj} \quad (\text{II-7})$$

Para los pesos de las neuronas de la capa oculta:

$$w^{h_{ji}}(t+1) = w^{h_{ji}}(t) + \Delta w^{h_{ji}}(t+1) \quad (\text{II-8})$$

$$\Delta w^{h_{ji}}(t+1) = \alpha \delta^{h_{pj}} x_{pi} E_p \quad (\text{II-9})$$

- **Paso 6.** El proceso se repite hasta que el término de error $E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \delta^2_{pk}$ resulta aceptablemente pequeño para cada uno de los patrones aprendidos requiere el uso de neuronas cuya función de activación sea continua, y por lo tanto, diferenciable. [15]

2.1.2 Número de Capas Ocultas

Respecto al número de capas ocultas en una red, no hay una regla específica que indique el número de capas que se debe utilizar, todo suele estar determinado por la naturaleza de la aplicación.

Estas capas ocultas son internas a la red y no tienen contacto directo con el entorno exterior. El número de niveles ocultos puede estar entre cero y un número elevado. Las neuronas de las capas ocultas pueden estar interconectadas de distintas maneras, lo que determina, junto con su número, las distintas topologías de redes neuronales [13].

Para determinar el número de neuronas ocultas interviene la eficiencia de aprendizaje de generación de la red. No hay ninguna regla que indique el número óptimo, cada problema se debe ensayar.

2.1.3 Red LVQ Learning Vector Quantization

La red LVQ está especialmente diseñada para resolver problemas de clasificación de patrones. Se trata de clasificar un conjunto de patrones de entrada en un número finito de clases de manera que cada clase está representada o caracterizada por un vector prototipo. Para ello, el modelo LVQ utiliza un aprendizaje supervisado que permite organizar las unidades de entrenamiento en el espacio de salida mediante regiones que actuarán como clasificadores de los datos de entrada. Se trata de un aprendizaje competitivo que permite reforzar positivamente (premiando) o negativamente (castigando) los pesos de las conexiones dependiendo de que la clasificación haya sido realizada correcta o incorrectamente [16].

Esta red es un híbrido que emplea tanto aprendizaje no supervisado, como aprendizaje supervisado para la clasificación de patrones.

En la red LVQ, cada neurona de la primera capa es asignada a una clase, posteriormente cada clase es asignada a una neurona en la segunda capa. El número de neuronas en la primera capa, S_1 , debe ser mayor o al menos igual que el número de neuronas en la segunda capa, S_2 .

Al igual que con redes competitivas, cada neurona en la primera capa de la red LVQ aprende un vector prototipo, el cual permite a la neurona clasificar una región del espacio de entrada, sin embargo en lugar de calcular la distancia entre la entrada y el vector de pesos por medio del producto punto, la red LVQ calcula la distancia directamente. Una ventaja de hacer el cálculo de la distancia directamente, es que los vectores no necesitan ser normalizados, cuando los vectores son normalizados la respuesta de la red será la misma sin importar la técnica que se utilice.

Así, la neurona cuyo vector de pesos este cercano al vector de entrada tendrá salida 1 y las otras neuronas, tendrán salida 0; en este aspecto la red LVQ se comporta igual a las redes competitivas, la única diferencia consiste en la interpretación, mientras que en las redes competitivas la salida no cero representa una clase del vector de entrada, para el algoritmo LVQ, indica más bien una sub-clase, y de esta forma muchas neuronas (subclases), conforman una clase.

Una propiedad importante de esta red, es que el proceso de combinar subclases para formar clases, permite a la red LVQ crear clases más complejas. Una capa competitiva estándar tiene la limitación de que puede crear solo regiones de decisión convexas; la red LVQ soluciona esta limitación.

La red LVQ combina aprendizaje competitivo con aprendizaje supervisado, razón por lo cual necesita un set de entrenamiento que describa el comportamiento propio de la red.

Antes de que suceda el aprendizaje, cada neurona en la segunda capa es asignada a una neurona de salida, así se genera la matriz W_2 ; por lo general, igual número de neuronas ocultas son conectadas a cada neurona de salida, para que cada clase pueda ser conformada por el mismo número de regiones convexas.

Una vez generada la matriz W_2 ha sido definida, nunca será alterada. Los pesos ocultos W_1 son actualizados por medio de la regla de Kohonen [16].

La regla de aprendizaje del algoritmo LVQ, trabaja de la siguiente manera:

1. En cada iteración, un vector de entrada es presentado a la red y se calcula la distancia a cada vector prototipo.
2. Las neuronas ocultas compiten, la neurona i^* gana la competición y el i^* -ésimo elemento de a_1 se fija en 1.

3. a_1 es multiplicada por W_2 para obtener la salida final a_2 , la cual tiene solamente un elemento no cero, k^* , indicando que el patrón está siendo asignado a la clase k^*

2.2 Tráfico en el distrito de Surco

El tránsito en el Distrito de Surco, es uno de los principales problemas con los que tienen que lidiar a diario las unidades del CGBVP, esto a consecuencia de la mala planificación urbanística en la zona, el incremento de vehículos de uso particular y de la cantidad de líneas de transporte público que cruzan nuestro distrito. La saturación de vías obliga a los conductores a ingresar a calles estrechas que finalmente terminan colapsando e incrementan el caos y el estancamiento del flujo vehicular. [17]

El tráfico en avenidas principales del Distrito de Surco alcanza su hora pico entre las (7 a 9am, 12 a 2pm, 6 a 9pm). Salir de casa y recorrer apenas cuatro kilómetros puede tomar entre veinte y treinta minutos. Estas vías soportan el tráfico de hasta siete mil vehículos en horas punta.

Surco tiene una extensión de 42 km² (con otras zonas en disputa llegaría a 45 km²) y una población de 338.509 habitantes, según estimaciones del INEI al 2014. Por el distrito transitan al menos un millón de personas al día [17].

De acuerdo a la encuesta realizada a los efectivos de la Compañía Santiago Apóstol 134 los puntos de mayor conflicto de tráfico en el Distrito de Santiago de Surco son:

- Av. Ayacucho con Av. Tomas Marsano
- Av. Benavides con Av. Caminos del Inca
- Av. Benavides con Av. Higuiereta
- Av. Benavides con Carretera Panamericana Sur (Puente Benavides)

- Av. Caminos del Inca con Av. Tomas Marsano (Bolichera)
- Av. Velasco Astete con Av. Primavera

La evaluación del proyecto de Tesis tomará en cuenta los siguientes puntos:

- Los problemas de tráfico se presentan con mayor frecuencia en horas punta (7 a 9am, 12 a 2pm, 6 a 9pm) de Lunes a Viernes
- Los días festivos no son de mayor relevancia en comparación con las horas indicadas en el punto de arriba.
- En la actualidad, las emergencias ya no son canceladas hasta que la máquina llegue a su destino. Sin embargo el problema que enfrentan los bomberos se encuentra en el tiempo que les toma llegar hacia la ubicación de destino; motivo por el cual las personas involucradas en la emergencia optan por tomar otra alternativa de respuesta (evacuación en otro vehículo en algunos casos)
- Durante una emergencia es muy común que los choferes o conductores no sean paso a las unidades del Cuerpo de Bomberos. Más aún si son unidades pequeñas como Ambulancias o Médicas. Sólo las máquinas más grandes (como la Spartan) que cuenten con señales audiovisuales pueden lograr el efecto deseado, puesto que los decibeles que produce su parlante puede llegar a producir sonidos más elevados.
- En caso que se encuentre un efectivo policial encargado del tránsito, es muy común utilizar el altavoz para pedir que ayude con el flujo del tráfico.

2.3 CGBVP

2.3.1 Evolución Histórica del CGBVP

El CGBVP fue fundado el 2 de diciembre de 1953, con el objetivo de unificar los diferentes cuerpos de bomberos, que de manera independiente trabajaban en el territorio peruano. El 5 de diciembre de 1953, juramentó la Junta Directiva Provisional. No obstante, la historia de los bomberos en el Perú data de la época Colonial, donde ya existían brigadas contraincendios

compuestas por carpinteros, barberos, autoridades civiles, entre otros; las cuales acudían al llamado de un incendio al oír las campanas de las iglesias [18].

El CGBVP cuenta con una sólida tradición de servicio a la comunidad y al país. Uno de los primeros actos dignos de resaltar fue su activa participación en el Combate de Dos de Mayo de 1866, con la presencia de dos batallones de bomberos, uno proveniente de los bomberos de El Callao y otro compuesto por un contingente de bomberos de Lima. Además; el CGBVP ha participado en numerosos eventos nacionales militares como la Guerra del Pacífico, con el Batallón Lima con la que se defendió a la Patria en las líneas de defensa de Miraflores y San Juan. [18]

2.3.2 Situación Actual del CGBVP

El CGBVP orienta sus esfuerzos al cumplimiento de su misión, de modo que las metas trazadas para el cumplimiento de los objetivos establecidos reflejen el accionar diario de la institución.

Entre las funciones del CGBVP, se encuentran las siguientes:

1. Formular, coordinar, aprobar, ejecutar y supervisar planes y programas relacionados con la prevención y combate de incendios.
2. Combatir incendios, atender emergencias ocasionadas por incendios o accidentes, prestando el socorro y la ayuda debida.
3. Dirigir y controlar a nivel nacional las actividades de las organizaciones que desarrollen acciones contra incendios y rescate en caso de siniestro, a excepción a las correspondientes a las Fuerzas Armadas y Policía Nacional del Perú.
4. Brindar el apoyo requerido por las autoridades respectivas para la mitigación de desastres naturales o inducidos, conforme a las directivas del Sistema Nacional de Defensa Civil, estas funciones son ejercidas a título gratuito. [19]

El CGBVP, actualmente cuenta con la siguiente capacidad operativa: 184 compañías, distribuidas en 25 comandancias en el ámbito nacional. En provincias se encuentran ubicadas 126 compañías, las cuales representan el 69.35% del total; y en Lima y El Callao, 58 compañías, las cuales representan el 30.65% del total; además, el CGBVP cuenta con 8,553 efectivos distribuidos en todo el ámbito nacional, de los cuales 4,332 (50.65%) brindan servicio en provincias y 4,221 (49.35%) en Lima y El Callao. Tan solo el 20% del total de bomberos presta continuamente su servicio voluntario, existiendo gran ausentismo. [27]

Adicionalmente, el CGBVP en el presente año 2015 cuenta con: 184 choferes rentados que brindan sus servicios a nivel nacional, de los cuales 146 (79.03%) se encuentran en calidad de nombrados y 38 (20.97%) contratados; del grupo de los encuentran en calidad de nombrados y 38 (20.97%) contratados; del grupo de los nombrados, 68 (46,26%) brindan sus servicios en provincias y 78 (53.74%) en Lima y El Callao; del mismo modo, de los 38 choferes contratados, 23 (58.97%) brindan sus servicios en provincias y 15 (41.03%) en Lima y El Callao. [27]

De acuerdo al plan de recursos financieros del CGBVP, se programó un presupuesto que asciende a S/. 67´120,000 para el 2015; sin embargo, con relación al presupuesto aprobado, se asignó un monto menor que asciende a S/. 67´020,000, debido a la norma de austeridad decretada por el gobierno central, lo que ha obligado a realizar algunos ajustes para cumplir con lo programado en el plan institucional [27].

2.3.3 Compañía de Bomberos Santiago Apóstol B-134

La compañía de Bomberos del distrito de Surco fue fundada un 29 de Agosto de 1998 bajo el nombre de “Santiago Apóstol N° 134 y está ubicada en la

- Snorkell
- Auxiliar

Para el caso de estudio sólo se considerará un tipo de vehículo para realizar los propósitos de prueba.

- SPARTAN 134: Unidad cuyo principal objetivo combatir desde un amago de incendio hasta un incendio de grandes proporciones. El Coche bomba o Camión surtidor es uno de los más flexibles y polivalentes en lo que camiones de bomberos se refiere, estos vehículos no están diseñados para una función específica sino para enfrentarse a todo tipo de misiones, como incendios a baja y mediana altura. Su misión es bombear agua desde alguna fuente cercana como grifos, hidrantes, piscinas, etc. lo que limita su rango de acción a zonas urbanizadas.

Categoría: SE CAMION

Año de fabricación: 2014

Marca: SPARTAN

Modelo: METRO STAR

Placa: EUD462

2.3.5 Procedimiento de despacho de las unidades

2.3.5.1 Despacho de las unidades (Primer despacho).

Con la información de la dirección y el tipo de emergencia registrados en el parte de emergencia, el sistema muestra automáticamente las unidades a despachar de acuerdo al protocolo de despacho definido y el (la) operador(a) debe despachar obligatoriamente las unidades. Estas unidades son las que se encuentran disponibles y las más cercanas a la emergencia. [20]

2.3.5.2 Información a las compañías para el despacho.

El (la) operador(a) al despachar las unidades, deberá activar las selectivas (RADIOS) y comunicar a las compañías la siguiente información: la denominación del vehículo, el tipo de emergencia (Tipo principal) y la dirección. Ejemplo: Atención Máquina 134 – 4, Ambulancia 134, Rescate 134 Accidente Vehicular en Av. Benavides cuadra 45 Surco.

2.3.5.3 Recepción del despacho en las compañías.

Una vez recepcionado el despacho en la compañía correspondiente, el bombero debe dar el comprendido a la Centra de emergencia por medio radial en una lapso de 30 segundos en el día y en el horario de 23:00 a 07:00 en 60 segundos, de lo contrario el (la) operador(a) debe despachar a otra unidad de las mismas características. Al salir del cuartel la unidad despachada, el bombero al mando de la unidad debe informar sólo su salida a la emergencia. Luego el(a) operador solicita la identificación del Bombero al mando de la unidad y el número de efectivos presentes en la unidad (contando al piloto, al bombero al mando, serumistas), estos datos son registrados en Sistema por la operadora. [20]

2.3.5.4 Unidades Despachadas no disponibles.

El(la) operador(a) puede tener en el sistema unidades despachadas que no se encuentren disponibles en los cuarteles (porque no informaron su situación de despacho). Entonces el (la) operador(a) debe registrar a la central la clase de salida de la unidad como: **FUERA DE SERVICIO** y el motivo por el cual se encuentra “no disponible”. Ejemplo: por piloto, por personal, por paramédico. [20]

En el caso que la unidad presente problemas mecánicos al momento del despacho, informar a la central para su registro.

Siempre el (la) operador(a) debe despachar las cantidades iguales de unidades que el sistema indica por protocolo: reemplazando en número las

que no pudieron asistir a la emergencia, ya sea por fuera de servicio o no dieron su comprendido en el lapso establecido. [20]

2.3.5.5 Trayectoria de las unidades despachadas a las Emergencias.

El (la) operador(a) con el apoyo de la cartografía digital debe informar mayor referencia a la unidad despachada y algún dato más que se requiera según la ficha de información de emergencia para que los bomberos tomen las medidas de seguridad adecuadas. Si es necesario el bombero solicita a la central el derrotero para la unidad y la central por medio de la supervisora genera el derrotero de la unidad y le indica su recorrido. [20]

2.3.5.6 Llegada de la unidad a la Emergencia.

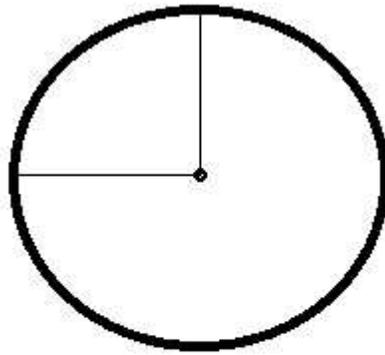
El bombero al mando de la unidad informa a la central su llegada a la Emergencia para su registro en Sistema y seguidamente continúa con la atención de la emergencia según procedimiento. [20]

2.4 Otros Algoritmos para el sistema

2.4.1 Algoritmo de conversión de latitud y longitud

Para adquirir las 42 primeras entradas de la red es necesario hacer una conversión. Los datos de latitud y longitud deben ser comparados para determinar si la ubicación se encuentra dentro de uno de los círculos establecidos. En caso de estar, uno de estos 42 bits indicará la posición con un 1 lógico.

Todos los círculos que se establezcan como ubicaciones deberán estar determinados por una latitud y longitud. En la imagen 5 se puede apreciar las características de uno de estos círculos.

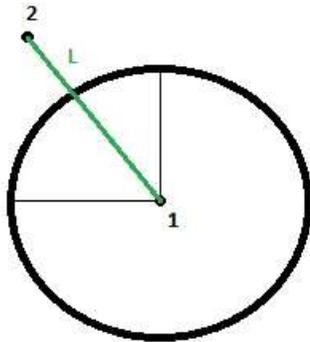


Latitud=Longitud
R=Latitud=Longitud

Imagen 5 Latitud y longitud para un círculo en el algoritmo

En el caso que el punto a comparar se encuentre fuera del círculo establecido, la línea que se dibujará desde el centro del círculo al punto que indica la ubicación del vehículo será mayor al radio del círculo; de la misma forma, en el caso que el vehículo se encuentre dentro del círculo se cumplirá que el radio será mayor a la distancia entre el punto de ubicación y el punto medio del círculo, lo cual podemos apreciar en la Imagen 6.

El algoritmo repetirá esta comparación para todos los círculos determinados en el sistema y para cada círculo en el cual el punto se encuentre dentro de este, en cuyo caso indicará un 1 lógico en el bit que corresponda al círculo.

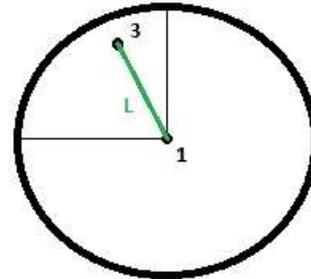


Punto 1=(Latitud 1, Longitud 1)
 Punto 2=(Latitud 2, Longitud 2)

$$L^2 = ((\text{Latitud 2} - \text{Latitud 1})^2 + (\text{Longitud 2} - \text{Longitud 1})^2)$$

Como $L > R$

El Punto no esta dentro del circulo



Punto 1=(Latitud 1, Longitud 1)
 Punto 3=(Latitud 3, Longitud 3)

$$L^2 = ((\text{Latitud 3} - \text{Latitud 1})^2 + (\text{Longitud 3} - \text{Longitud 1})^2)$$

Como $L \leq R$

El Punto esta dentro del circulo

Imagen 6 Ejemplo de situación de ubicación del vehículo dentro y fuera del círculo

Capítulo III – Redes Neuronales

En este capítulo se verá el desarrollo de la red neuronal para el control de los semáforos, se considera lo siguiente como características del sistema:

- La red trabaja con datos binarios de entrada y salida
- Se requieren como entrada ubicación (42 bits) y dirección (2 bits)
- Las salidas indican la activación de un estado de emergencia para los semáforos en el cual el semáforo correspondiente debe estar en verde y su contrario en rojo por el transcurso de la activación.
- Se considera que si están los dos bits de la intersección en cero el semáforo funciona de manera regular.

En la imagen 7 se puede apreciar un diagrama con la forma del sistema.

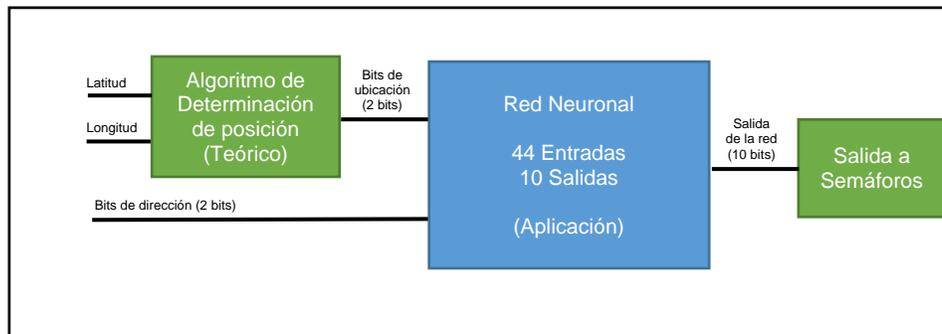


Imagen 7 Diagrama de Bloques

3.1 Definición de Entradas

El primer paso para definir las entradas es determinar las intersecciones con mayor incidencia de tráfico en hora punta; para ello se ha definido 3 zonas de intersección (Av. Benavides con Av. Caminos del Inca, Av. Velasco Astete con Av. Benavides y Av. Velasco Astete con Av. Caminos del Inca) (ver imagen 8), las cuales serán delimitadas mediante círculos con el fin tener determinada la posición y ubicación por donde estará pasando el vehículo de emergencia. La siguiente área analizada en el estudio, es en el puente Benavides en donde se

está considerando 15 círculos que ayudarán a delimitar la posición de cada vehículo, los cuales abarcan ambos carriles (subida y bajada) entre las intersecciones de Av. Benavides, Jirón Morro Solar, Av. Circunvalación y Av. La Grevillea.

Seguidamente, se considera 2 bits para la posición del vehículo la cual será definida por norte-sur y este-oeste.

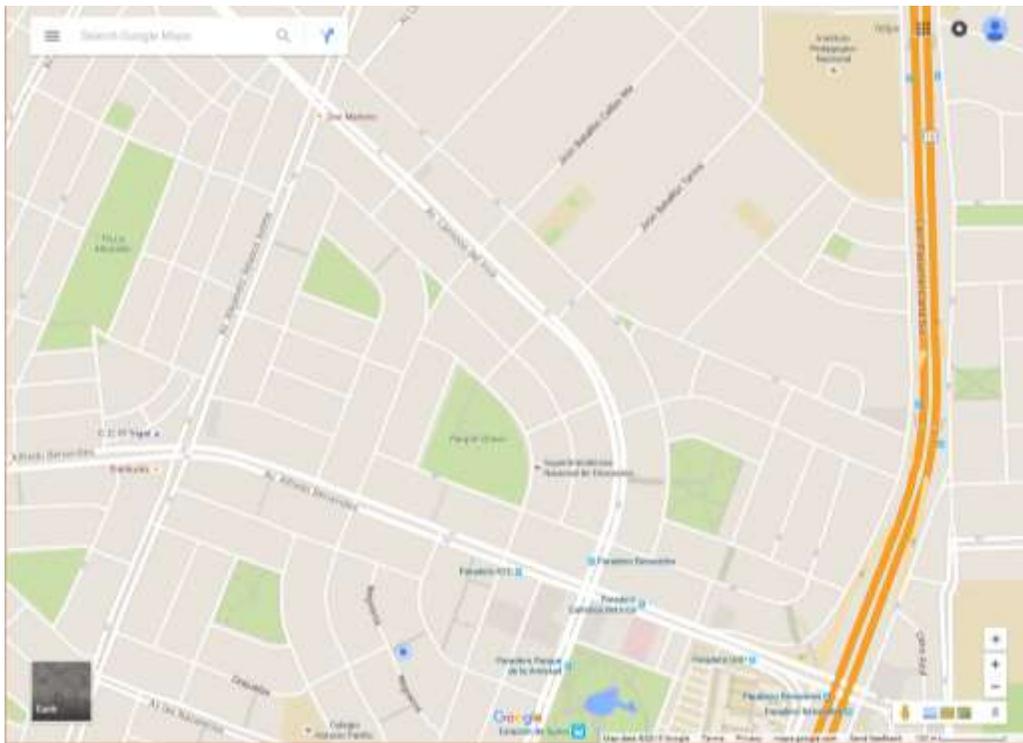


Imagen 8 Foto de Google Maps del área de estudio

Tomando en consideración lo anteriormente detallado se tiene:

- 9 puntos en 3 intersecciones
- 15 puntos contando cruces en el puente Benavides
- 2 bits de indicador de dirección del vehículo

Esto da un total de 44 puntos de entrada. Una mejor descripción de las entradas se puede apreciar en las tablas 3, 4 y 5 que se muestran más adelante en este capítulo.

Para poder determinar la posición del vehículo de emergencia, se considerará que la posición proporcionada por el GPS brindará las coordenadas de latitud y longitud, las cuales serán procesadas mediante un algoritmo que compare si dicha posición sobrepasa o no dentro de los círculos establecidos. De ser el caso, esto determinará si la unidad se encuentra cerca a algún semáforo o debajo del mismo. Así mismo el GPS nos brinda el sentido del flujo del vehículo, ya que como se mencionó anteriormente los círculos abarcan el sentido de ambos carriles.

Finalmente se tienen 42 bits de ubicación, los cuales se calculan a partir de la latitud y longitud entregada por el GPS y serán procesados por un algoritmo que compara si está dentro del círculo mencionado (Ver imagen 9 y 10).

Una tabla detallada con el orden de las distintas entradas remarcando en amarillo la que corresponde a la intersección se encuentra en la tabla 3.

Los siguientes 2 bits utilizados serán de la brújula digital la cual determinará:

- 1 bit si esta en dirección norte o sur
- 1 bit si esta en dirección este u oeste

Esto ayuda a determinar la dirección en la que se desplaza el vehículo, debido a que durante casos de emergencia, muchas unidades del cuerpo de bomberos también toman calles o avenidas en contra del sentido regular de la vía para llegar más rápido a su destino. (Ver Tabla 3a y 3b)

3.2 Definición de salidas

Tomando de referencia la tabla 4 las 10 salidas mencionadas son el estado de los 5 semáforos de cada intersección:

- Av. Benavides con Av. Velasco Astete
- Av. Caminos del Inca con Av. Velasco Astete

- Av. Benavides con Av. Caminos del Inca
- Av. Benavides con el Puente Benavides (2 cruces)

En cada cruce se consideran 2 bits para ambas avenidas o calles, haciendo un total de 10 bits para los 5 semáforos. (Ver Tabla 4)

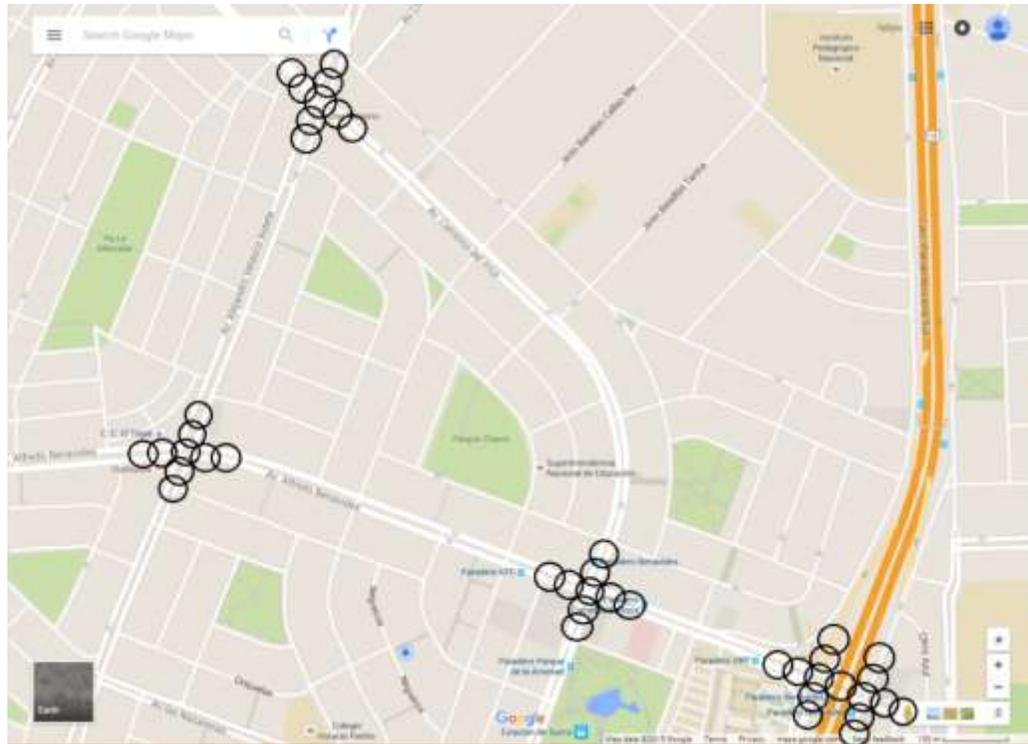


Imagen 9 Foto de Google Maps del área de trabajo con la delimitación de círculos

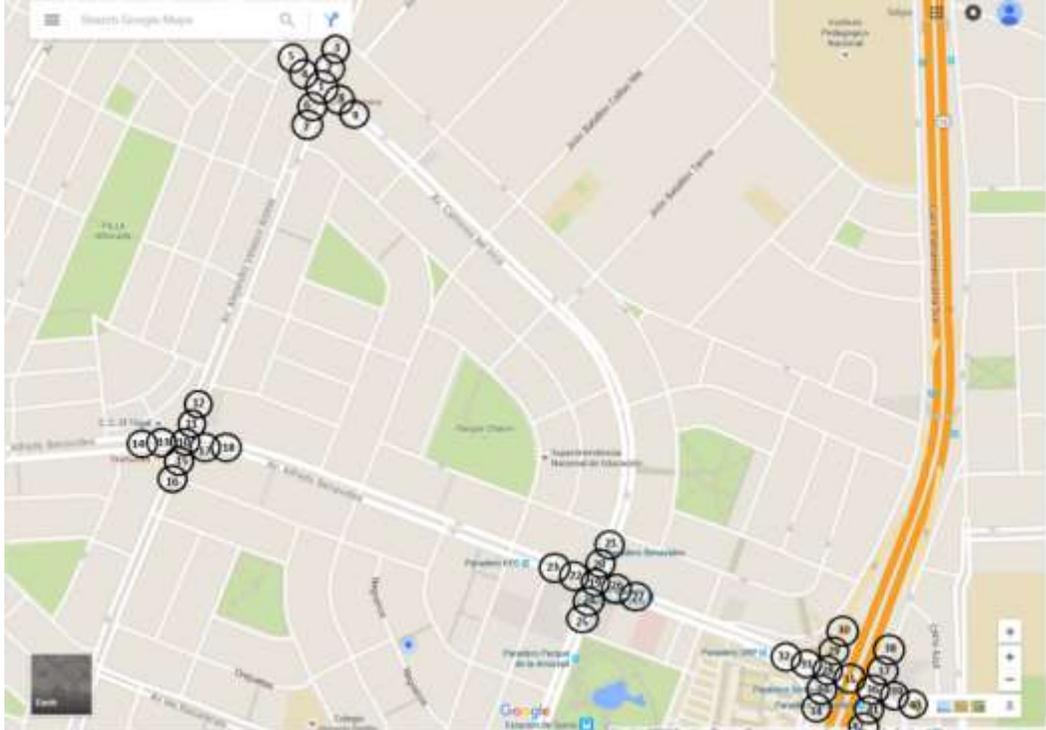


Imagen 10 Foto de Google Maps del área de trabajo con la delimitación de círculos y determinación de bit según entradas

Av. Velasco - Av. Caminos del Inca	1	Av. Velasco - Av. Benavides	10	Av. Benavides - Av. Caminos del Inca	19
	2		11		20
	3		12		21
	4		13		22
	5		14		23
	6		15		24
	7		16		25
	8		17		26
	9		18		27
	N/S			43	
	E/O		44		

Tabla 3a Entradas para la red neuronal

Av. Benavides - Carr. Panamericana	28
	29
	30
	31
	32
	33
	34
	35
	36
	37
	38
	39
	40
	41
42	

Tabla 3b Entradas para la red neuronal

Semáforo Velasco - Caminos NorEste o SurOeste	1
Semáforo Velasco - Caminos NorOeste o SurEste	2
Semáforo Velasco - Benavides NorEste o SurOeste	3
Semáforo Velasco - Benavides NorOeste o SurEste	4
Semáforo Benavides - Caminos NorEste o SurOeste	5
Semáforo Benavides - Caminos NorOeste o SurEste	6
Semáforo Benavides - Auxiliar NorEste o SurOeste	7
Semáforo Benavides - Auxiliar NorOeste o SurEste	8
Semáforo Benavides - Circunvalación NorEste o SurOeste	9
Semáforo Benavides - Circunvalación NorOeste o SurEste	10

Tabla 4 Salidas para la red neuronal

de la intersección (es decir para todos aquellos casos en los cuales el vehículo no se encuentre en la intersección).

En el caso en la que la unidad se encuentre en la intersección, la respuesta se define a través de la dirección del vehículo.

Capítulo IV - Entrenamiento de la red

Con lo explicado en el capítulo anterior, en esta etapa se desarrolla la red neuronal. Se define a través de tres redes cuál de estas es la mejor para la aplicación deseada, basándose en los resultados de error y regresión que salgan como resultado de cuatro entrenamientos para cada red. A continuación la imagen 11 explica las entradas y salidas definidas en el capítulo anterior.

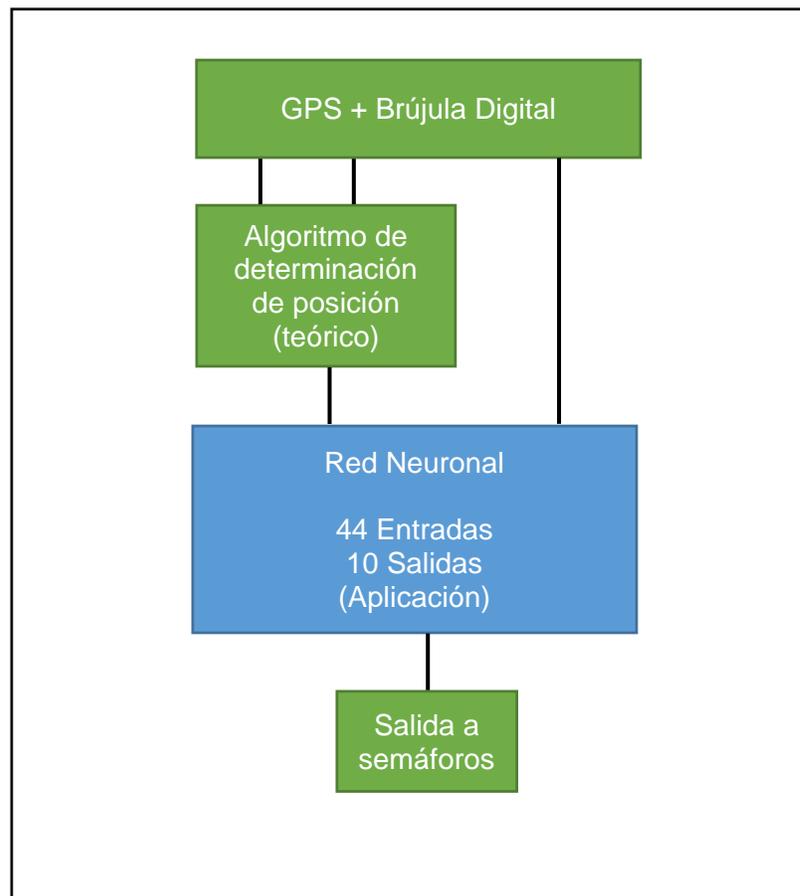


Imagen 11 Diagrama de bloques de la red neuronal

Durante el entrenamiento de la red neuronal se analizó el caso de 3 redes diferentes

- Una red LVQ de 85 neuronas ocultas
- Una red Backpropagation de 85 neuronas ocultas en la primera capa y 50 en la segunda capa

- Una red Backpropagation de 100 neuronas ocultas de entrada y 85 neuronas en la segunda capa.

4.1 Desarrollo del algoritmo

Los algoritmos para las redes se desarrollaron de la siguiente manera:

4.1.1 Algoritmo de la red LVQ de 85 neuronas ocultas

Para el algoritmo de la red LVQ se utilizaron las siguientes características:

- 44 entradas
- 10 salidas
- 85 neuronas ocultas
- Neuronas ocultas tipo tangenciales

Los datos utilizados para esta red se muestran en la imagen 12.

Para definir los factores en la creación de la red se toma la matriz de datos de entrada llamada “NNentradas” la cual posee las 169 combinaciones de datos de entrada para la red y se definen las 85 neuronas que trabajaran en la capa oculta. A nivel de la salida el “*Output class percentage*” solicita la distribución para las salidas y al mismo tiempo esto determina el número de salidas que tendrá la red, al no poderse pasar del 1 en la suma de las salidas se ha aplicado 0.1 debido a que se requieren 10 salidas.

Finalmente la función de entrenamiento se mantiene en la versión 1.

Para definir los factores en la creación de la red se toma la matriz de datos de entrada llamada “NNentradas” de la misma manera que en la red LVQ, a continuación se definen las salidas para cada combinación y estas se encuentran en la matriz “NNsalidas”. A nivel del entrenamiento se decide entrenar con la función “TRAINLM”, esta función requiere una mayor cantidad de memoria comparada a otros algoritmos pero se recomienda como una primera opción entre los otros entrenamientos a disposición en el Matlab a nivel de una red por backpropagation. Como función de aprendizaje se toma el “LEARNNGDM” que trabaja los pesos como gradiente descendiente con

momentum. Y finalmente se definen 3 capas indicando los números de neuronas de [85 50] para las dos primeras con tangente sigmoidea y la última capa ya está definida por el número de salidas según la matriz “NNsalidas”.

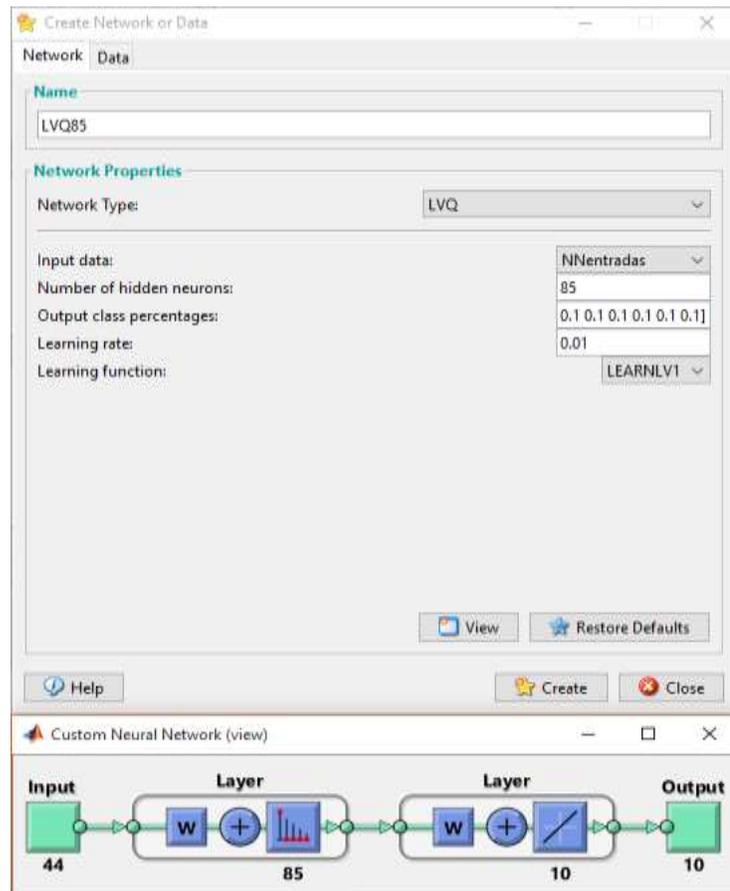


Imagen 12 Creación de una red LVQ

4.1.2 Algoritmo de red Backpropagation de 85 neuronas ocultas en la primera capa y 50 en la segunda capa

Para el algoritmo de la red Backpropagation se utilizaron las siguientes características:

- 44 entradas
- 10 salidas
- 85 neuronas ocultas en la primera capa

- 50 neuronas ocultas en la segunda capa
- Neuronas ocultas tipo tangenciales

Los datos utilizados para esta red se muestran en la imagen 13.



Imagen 13 Creación de una red Backpropagation de [85 50 10]

4.1.3 Algoritmo de red la 10Backpropagation de 100 neuronas ocultas en la primera capa y 85 en la segunda capa

Para el algoritmo de la red Backpropagation se utilizaron las siguientes características:

- 44 entradas
- 10 salidas
- 100 neuronas ocultas en la primera capa
- 85 neuronas ocultas en la segunda capa

- Neuronas ocultas tipo tangenciales

Los datos utilizados para esta red se muestran en la imagen 14.

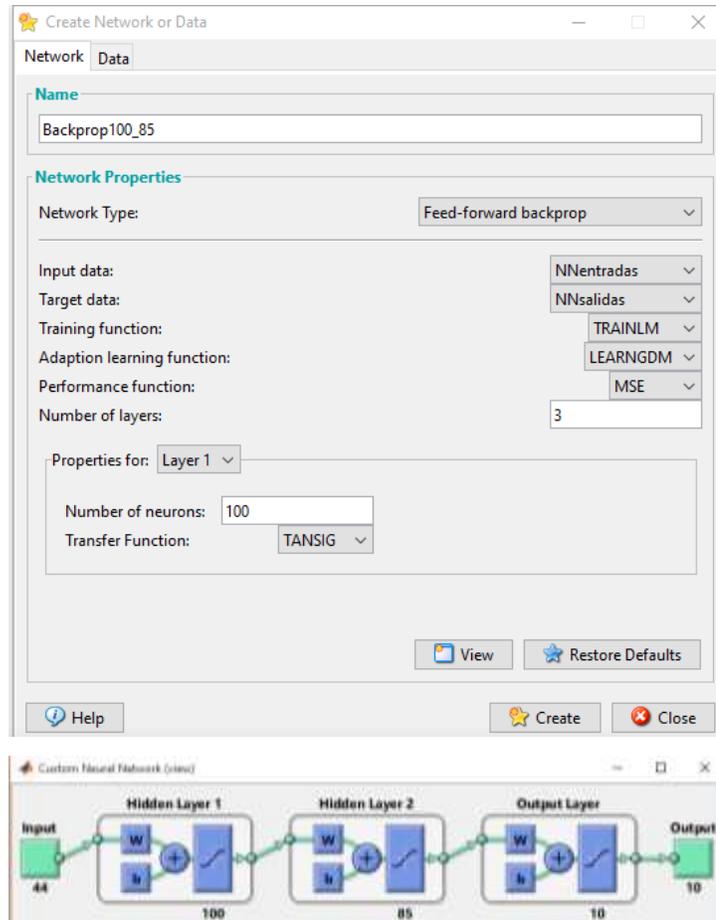


Imagen 14 Creación de una red Backpropagation de [100 85 10]

Para esta red las características son similares a la red backpropagation de [85 50 10], se mantienen “NNEntradas” y “NNsalidas” como las matrices de entradas y salidas correspondientes, “TRAINLM” como la función de entrenamiento y la función de aprendizaje será también “LEARNGDM”. Los cambios que se ven en esta red se encuentran en el número de neuronas para cada una de las capas, teniendo en la red en esta situación [100 85] en las dos primeras capas y las 10 salidas de la misma manera están definidas por la matriz de salida.

4.2 Entrenamiento de la Red

Durante los entrenamientos de las redes seleccionadas para este estudio (Red LVQ de 85 neuronas ocultas, red backpropagation de [85 50] y red backpropagation [100 85]) se buscó obtener el mejor resultado, motivo por el cual cada uno de los algoritmos anteriormente descritos se entrenó hasta en cuatro oportunidades, obteniendo el menor margen de error.

4.2.1 Entrenamiento de la red LVQ de 85 neuronas ocultas

La red LVQ demostró no tener una respuesta óptima después de cada entrenamiento. Durante este proceso el mejor resultado obtenido fue de 0.077 de error, el cual fue conseguido durante la primera etapa. (Ver Imagen 15)

Este número se mantuvo constante hasta la cuarta y última etapa. (Ver Imagen 16)

Se puede dejar en conclusión que pese que el entrenamiento de esta red fue, a nivel de tiempo por iteración, menor que las otras dos redes; los errores en LVQ no mejoran para este tipo de aplicación.

Se puede observar a continuación una tabla que demuestra el proceso que siguieron los entrenamientos de este tipo de red durante sus cuatro etapas.

	Primer Entrenamiento	Segundo Entrenamiento	Tercer Entrenamiento	Cuarto Entrenamiento
Error	0.07633	0.07633	0.07633	0.077515

Tabla 6 Proceso de entrenamiento de la red LVQ

La tabla 6 demuestra la poca mejora del error durante el proceso de los entrenamientos y debido a esto se decidió elegir entre las otras dos redes entrenadas.

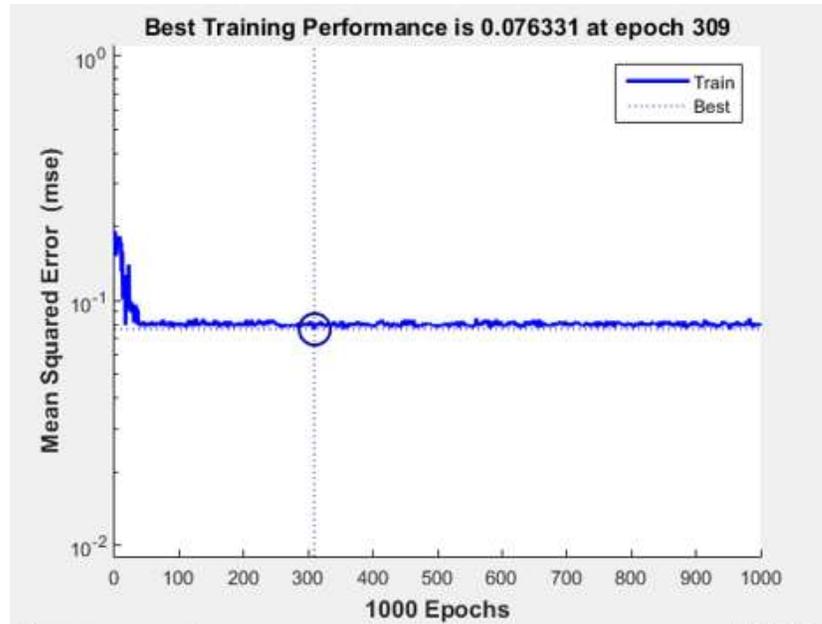


Imagen 15 Error de la red LVQ, primer entrenamiento

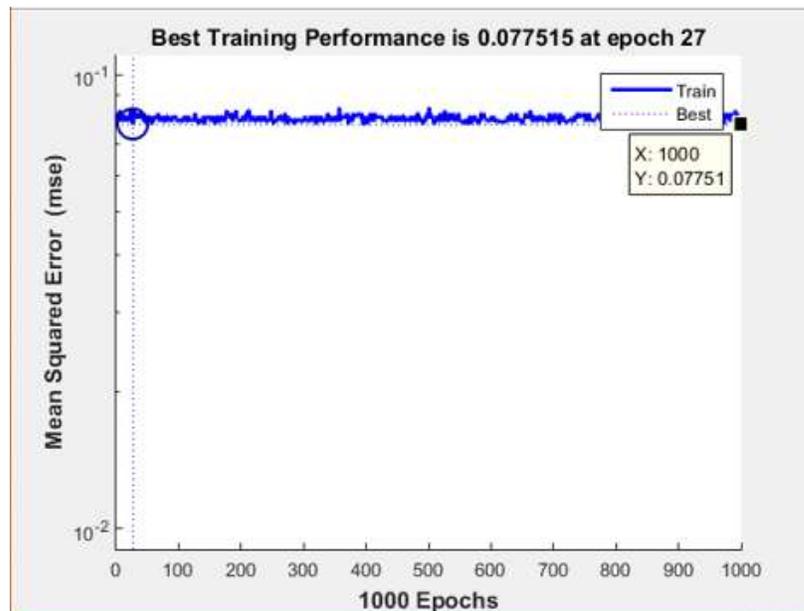


Imagen 16 Error de la red LVQ, cuarto entrenamiento

4.2.2 Entrenamiento de red Backpropagation de 85 neuronas ocultas en la primera capa y 50 en la segunda capa

La red Backpropagation de 85-50-10 en su entrenamiento demostró mejorar ampliamente durante cada entrenamiento. Durante este proceso el mejor

resultado obtenido fue de 1.414×10^{-6} de error conseguido durante su cuarto y último entrenamiento. (Ver Imagen 18)

Hay que considerar que para el entrenamiento de este tipo de red el sistema divide aleatoriamente los datos para que se cumpla la siguiente condición:

- 70% de los datos son para entrenamiento
- 15% de los datos son para validación de la red
- 15% de los datos son para prueba de la red

En las imágenes a continuación 17, 18 y 19 se puede ver el inicio y el fin de los entrenamientos de la red. Por definición una red por backpropagation entre sus tres graficas tiene subidas a nivel del error de validación cuando se está cerca de le resultado más óptimo de la misma, esto se puede apreciar en la imagen 18, así mismo se agregó la tabla 7 para demostrar a nivel de error y regresión el proceso de la red durante los cuatro entrenamientos.

	Primer Entrenamiento	Segundo Entrenamiento	Tercer Entrenamiento	Cuarto Entrenamiento
Error Entrenamiento	5.269×10^{-9}	4.621×10^{-5}	2.55×10^{-5}	1.414×10^{-6}
Error Validación	0.03199	0.01114	0.01687	0.03059
Error Prueba	0.02074	0.003795	0.04268	0.01495
Regresión	0.96	0.96	0.96	0.96

Tabla 7 Tabla de entrenamiento de la red backpropagation [85 50 10]

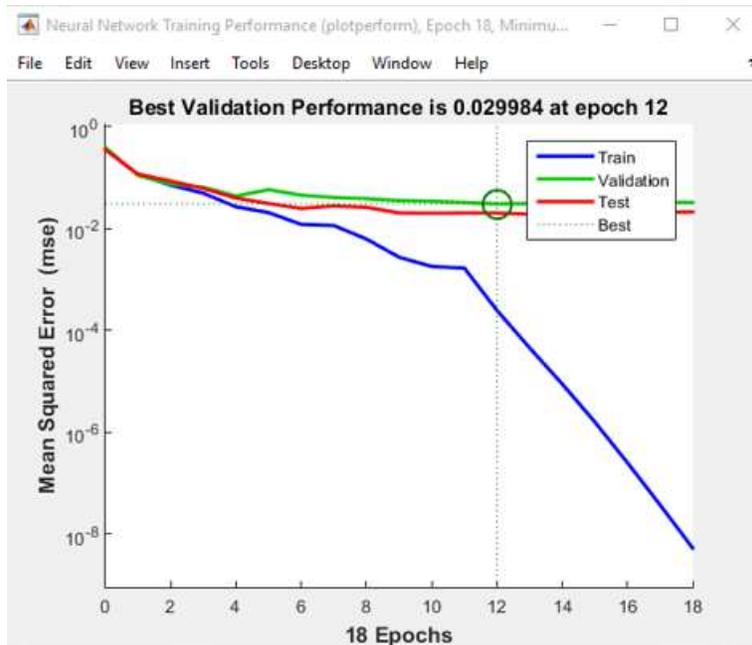


Imagen 17 Error del 1er entrenamiento de la red backpropagation [85 50 10]

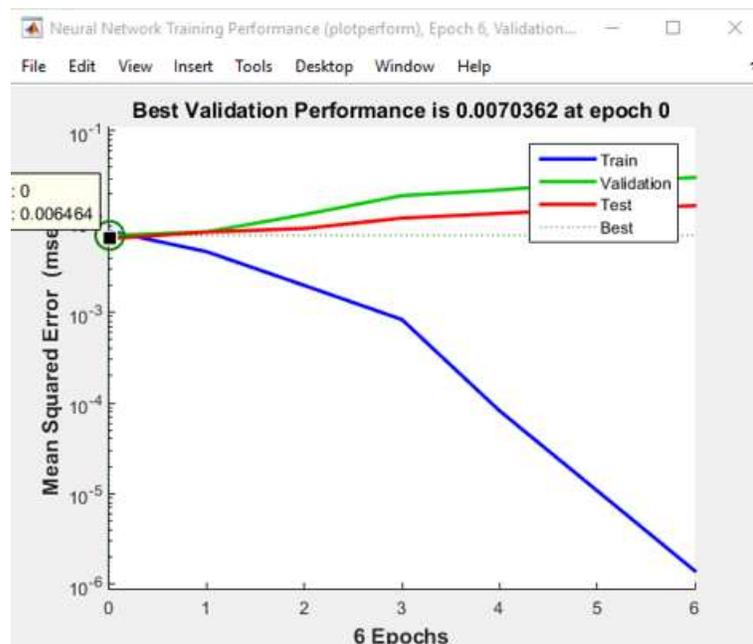


Imagen 18 Error del 4to entrenamiento de la red backpropagation de [85 50 10]

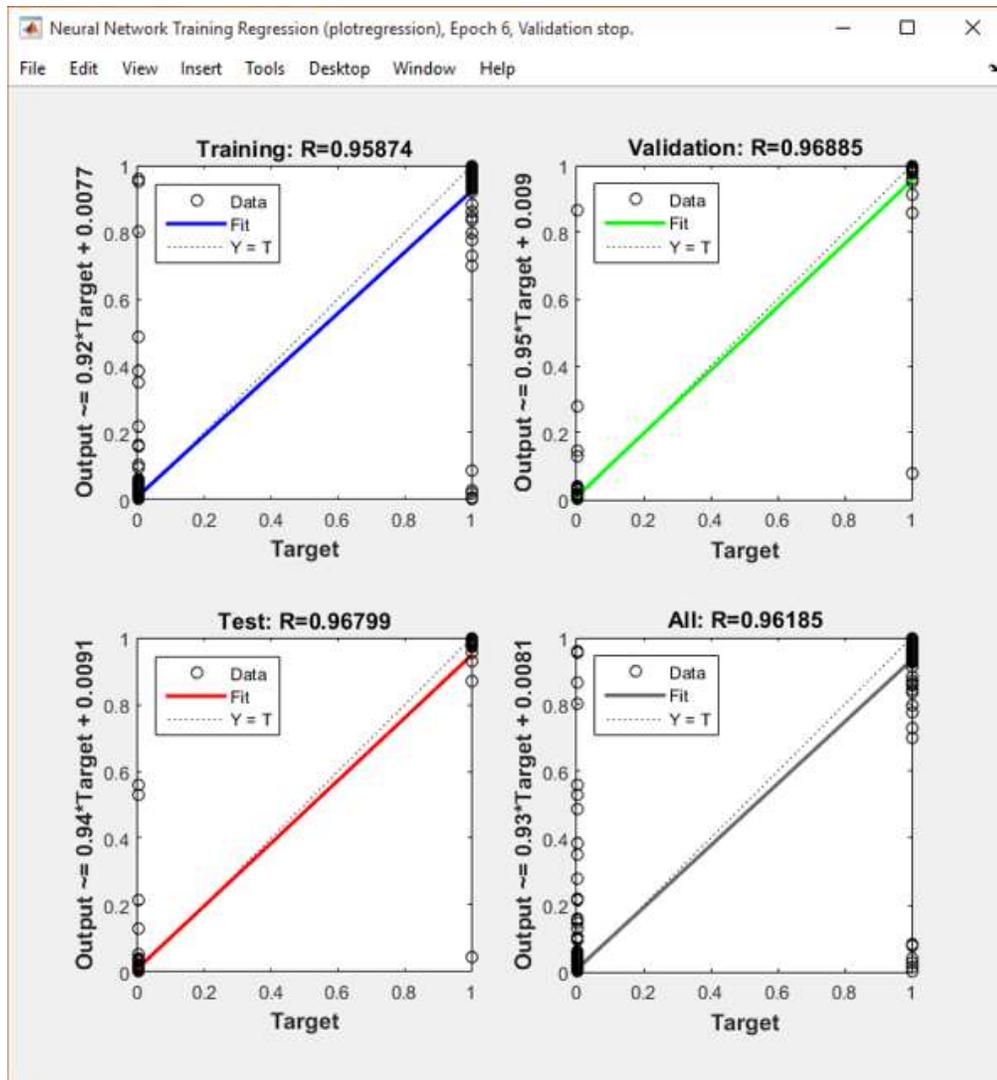


Imagen 19 Regresión del último entrenamiento de la red
Backpropagation de [85 50 10]

En el gráfico de regresión (imagen 19) y la tabla 7 podemos observar que valor obtenido es de 0.96 a nivel de regresión considerando que el valor deseado debe ser lo más próximo a 1, sin embargo estos pequeños márgenes de errores podrían presentar algunas imperfecciones.

4.2.3 Entrenamiento de la red Backpropagation de 100 neuronas ocultas en la primera capa y 85 en la segunda capa

La red Backpropagation de 100-85-10 en su entrenamiento demostró tener el mejor desempeño entre las redes trabajadas después de cada entrenamiento, durante este proceso el mejor resultado obtenido fue de 6.341×10^{-9} de error el cual fue conseguido durante su cuarto y último entrenamiento.

Al igual que en el caso de entrenamiento anterior al tratarse de una red backpropagation los entrenamientos presentan las 3 diferentes gráficas correspondientes al entrenamiento, validación y prueba.

En esta red el entrenamiento inicial presentó una mejor respuesta desde el primer entrenamiento (ver imagen 20, 21, 22 y 23)

En la imagen 21 se puede ver la gráfica del estado final del entrenamiento, se puede apreciar que los números son bastante bajos para los tres tipos de errores generados, también en la imagen 23 se aprecia la regresión en 0.99 para los dos de los tres tipos de datos y 0.95 en la validación.

La tabla 8 también demuestra todo el proceso de evolución de esta red durante su entrenamiento, a nivel de error y regresión.

	Primer Entrenamiento	Segundo Entrenamiento	Tercer Entrenamiento	Cuarto Entrenamiento
Error Entrenamiento	3.029×10^{-9}	1.321×10^{-9}	1.401×10^{-9}	2.67×10^{-10}
Error Validación	0.02534	0.00414	9.158×10^{-7}	0.009217
Error Prueba	8.606×10^{-5}	0.004896	7.452×10^{-7}	5.512×10^{-6}
Regresión	0.98	0.98	0.98	0.99

Tabla 8 Resultados del último entrenamiento de la red backpropagation [100 85 10]

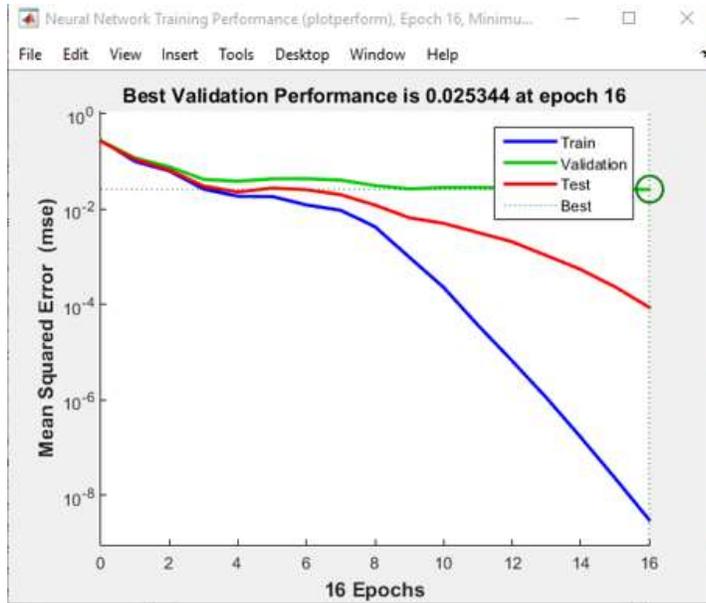


Imagen 20 Error del primer entrenamiento de la red backpropagation de [100 85 10]

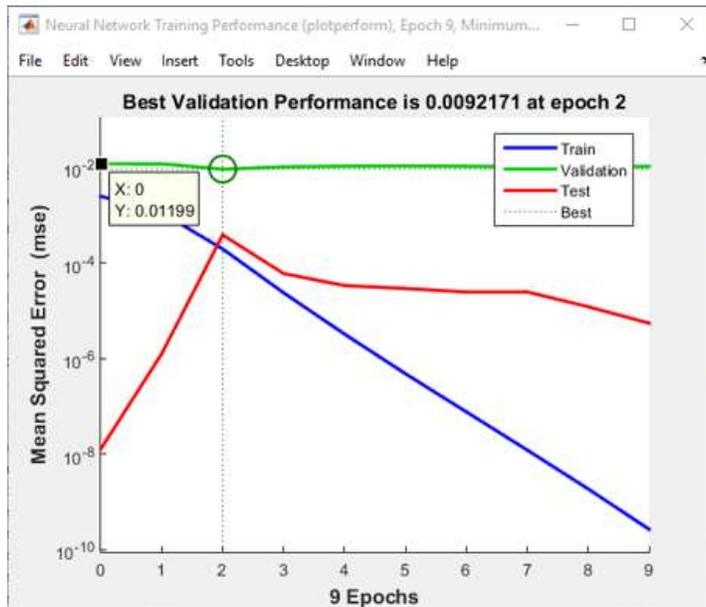


Imagen 21 Error del cuarto entrenamiento de la red backpropagation de [100 85 10]

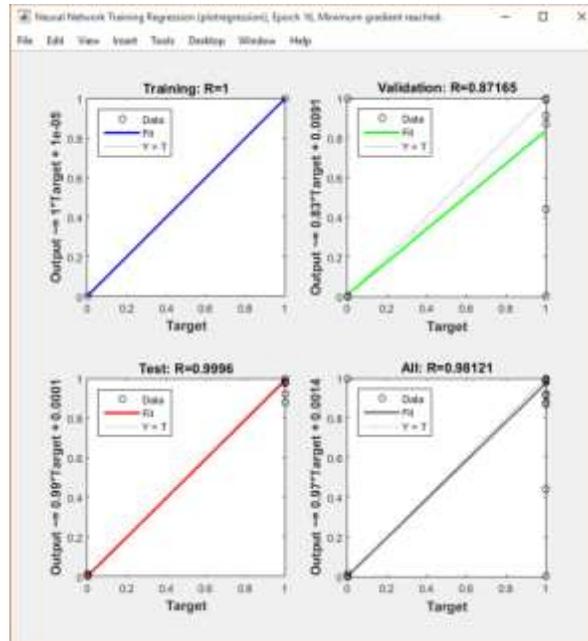


Imagen 22 Regresión del primer entrenamiento de la red backpropagation de [100 85 10]

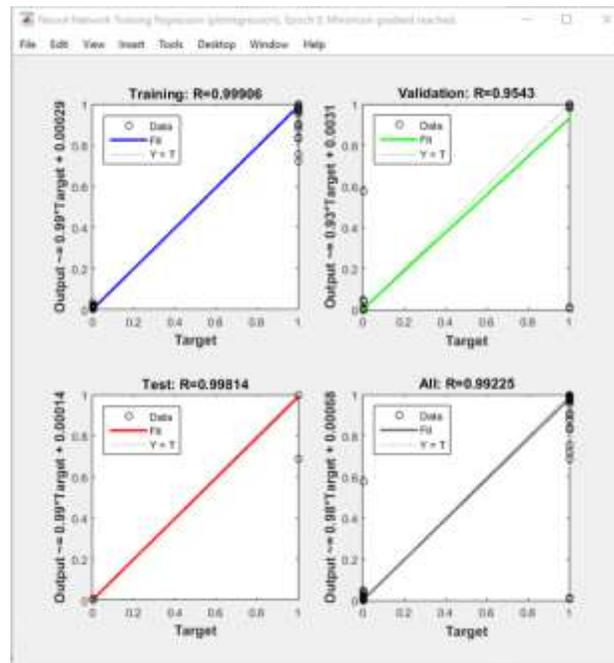


Imagen 23 Regresión del último entrenamiento de la red backpropagation [100 85 10]

Al comparar los resultados los resultados obtenidos de las redes anteriores con la red backpropagation de [100 85 10] se concluye que la red backpropagation es la más adecuada para nuestro análisis de estudio, sin embargo esto deberá ser comprobado con las simulaciones del sistema. En la tabla 9 se puede apreciar un comparativo de los resultados de las redes trabajadas.

Red LVQ [85 10]				
	Primer Entrenamient o	Segundo Entrenamient o	Tercer Entrenamient o	Cuarto Entrenamient o
Error	0.07633	0.07633	0.07633	0.077515
Red Backpropagation [85 50 10]				
	Primer Entrenamient o	Segundo Entrenamient o	Tercer Entrenamient o	Cuarto Entrenamient o
Error Entrenamient o	5.269×10^{-9}	4.621×10^{-5}	2.55×10^{-5}	1.414×10^{-6}
Error Validación	0.03199	0.01114	0.01687	0.03059
Error Prueba	0.02074	0.003795	0.04268	0.01495
Regresión	0.96	0.96	0.96	0.96
Red Backpropagation [100 85 10]				
	Primer Entrenamient o	Segundo Entrenamient o	Tercer Entrenamient o	Cuarto Entrenamient o
Error Entrenamient o	3.029×10^{-9}	1.321×10^{-9}	1.401×10^{-9}	2.67×10^{-10}
Error Validación	0.02534	0.00414	9.158×10^{-7}	0.009217
Error Prueba	8.606×10^{-5}	0.004896	7.452×10^{-7}	5.512×10^{-6}
Regresión	0.98	0.98	0.98	0.99

Tabla 9 Tabla comparativa de resultados de las redes entrenadas

Capítulo V - Simulación y pruebas de la red

Por los entrenamientos del capítulo anterior se definió que entre las redes entrenadas la red backpropagation de 3 capas con 100 neuronas en la primera capa, 85 en la segunda y 10 en la salida dio el mejor resultado.

En este capítulo se simulará dicha red en 3 situaciones revisadas y comparadas con situaciones reales del cuerpo de bomberos para recrearlas y acercarnos a situaciones reales que se podrían dar a este algoritmo en una aplicación.

5.1 Situaciones de prueba de la Red

5.1.1 Entorno 1 – Situación irreal

Para esta simulación se considera que la emergencia está en la Av. Velasco Astete cuadra 14 y que el vehículo de emergencia se desplaza a través de la ruta indicada en la Imagen 24.

La unidad de bomberos se movilizará dando latitudes y longitudes en su trayecto, además de un indicador de dirección.

El algoritmo de ubicación mencionado teóricamente entregará 31 puntos distribuidos desde el primer punto del mapa y el dato de ubicación del vehículo será actualizado cada segundo.

Esta simulación es irreal sin embargo demuestra el funcionamiento de la red en el menor rango de tiempo dado por el signal builder sin llegar a los decimales.

Para poder simular esta situación se están ingresando las 44 señales a manera de pulsos o datos constantes que expresan las variaciones de cada bit con el paso del tiempo. Esta simulación de datos se realiza por el signal builder del simulink. (Ver imagen 25)

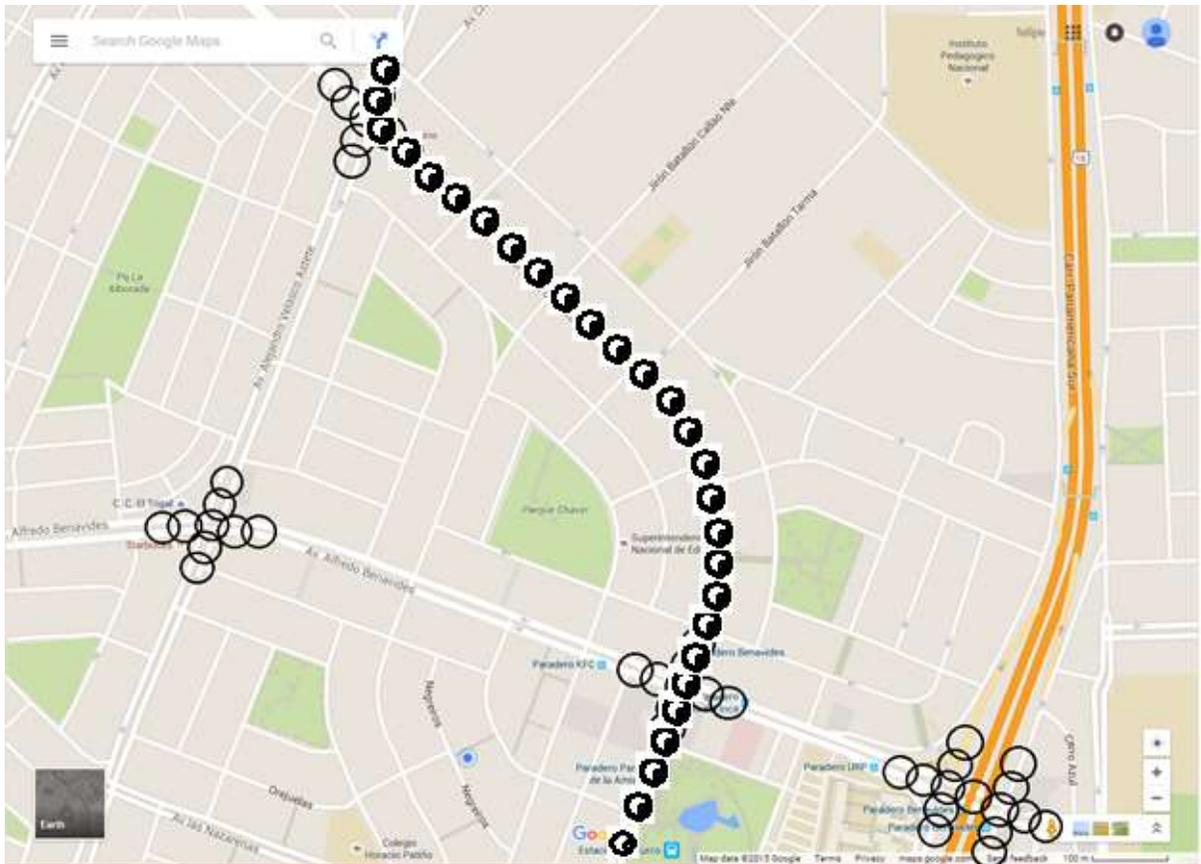


Imagen 24 Posición de entrada y punto de la emergencia

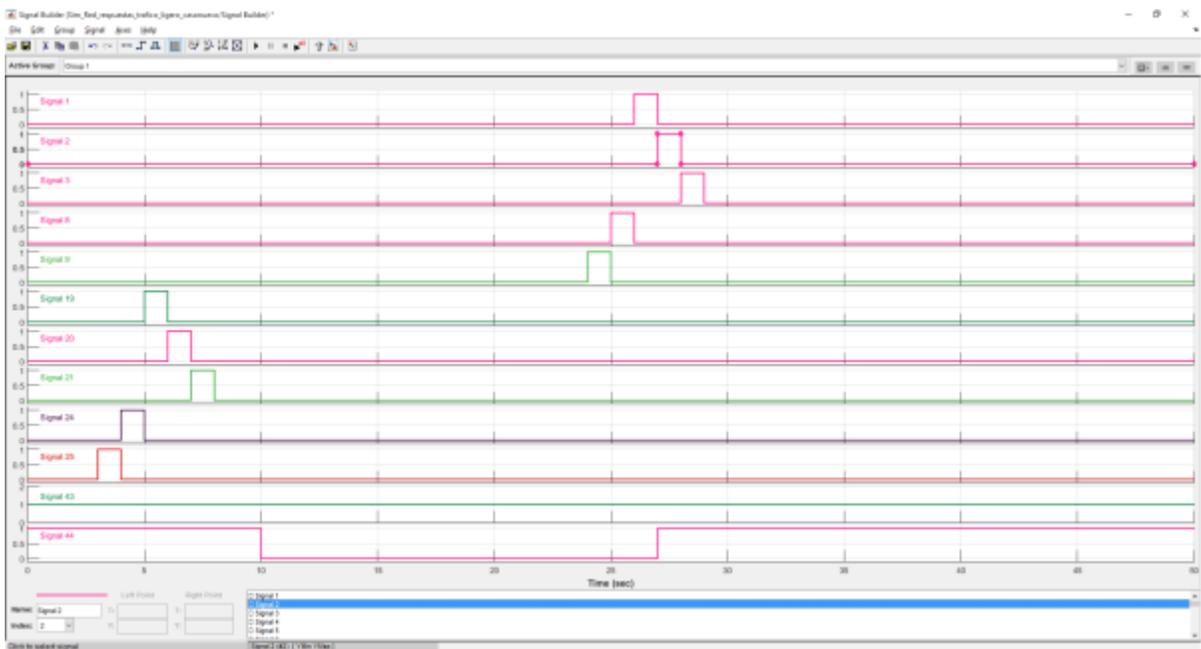


Imagen 25 Datos de entrada para la simulación 1

Para estas entradas el sistema ha respondido de la siguiente manera (ver imagen 26):

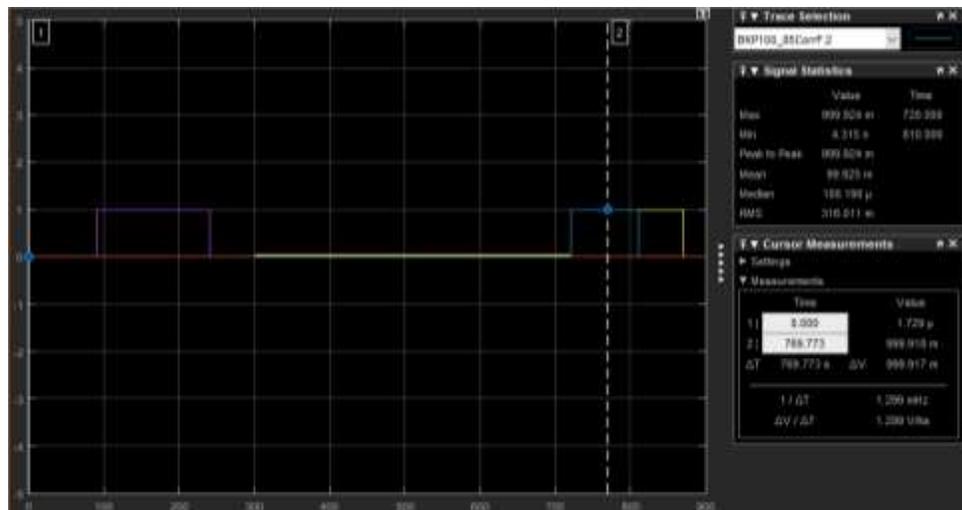


Imagen 26 Gráfico general de salidas de la red para la simulación 1

Viendo más a detalle se puede ver que los bits 1,2 y 5 de los bits de salida son los que se están activando. El bit 5 en el cruce de Av. Benavides con Av. Caminos del inca en las primeras etapas del recorrido y los bits 1 y 2 a finales primero dejando el paso en el bit 2 por el sentido hacia el Noroeste y en el momento que cambia la dirección hacia Av. Velasco Astete, el semáforo cambia a el bit 1 en sentido al noreste.

Las imágenes 27, 28 y 29 separan por salidas los bits 1, 2 y 5 para poder apreciar mejor el resultado.

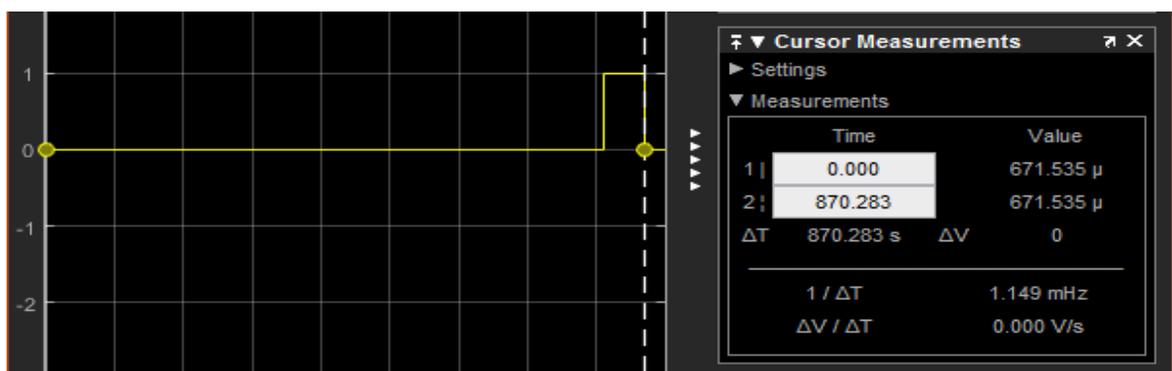


Imagen 27 Estado del bit 1 durante la primera simulación

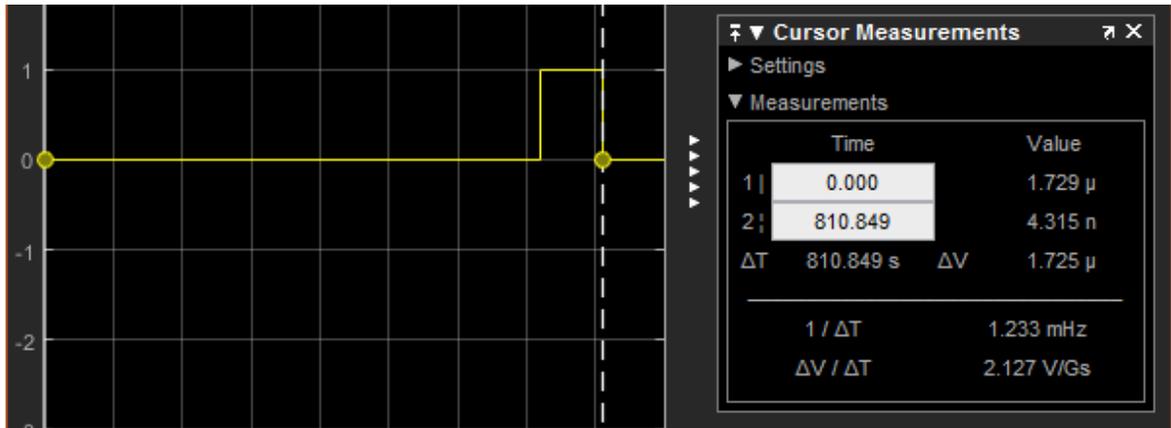


Imagen 28 Estado del bit 2 durante la primera simulación



Imagen 29 Estado del bit 5 durante la primera simulación

En la simulación 1 no se presentan errores, sin embargo esta simulación ha sido considerando tiempos cortos y nada de tráfico.

5.1.2 Entorno 2 – Día de semana

Para esta simulación se considera que la emergencia está en Av. Pista nueva y que el vehículo de emergencia llega desde la estación de Surco desde Av. Caminos del inca. La unidad pasará por la ruta indicada según el radio de acción del sistema (ver imagen 30).

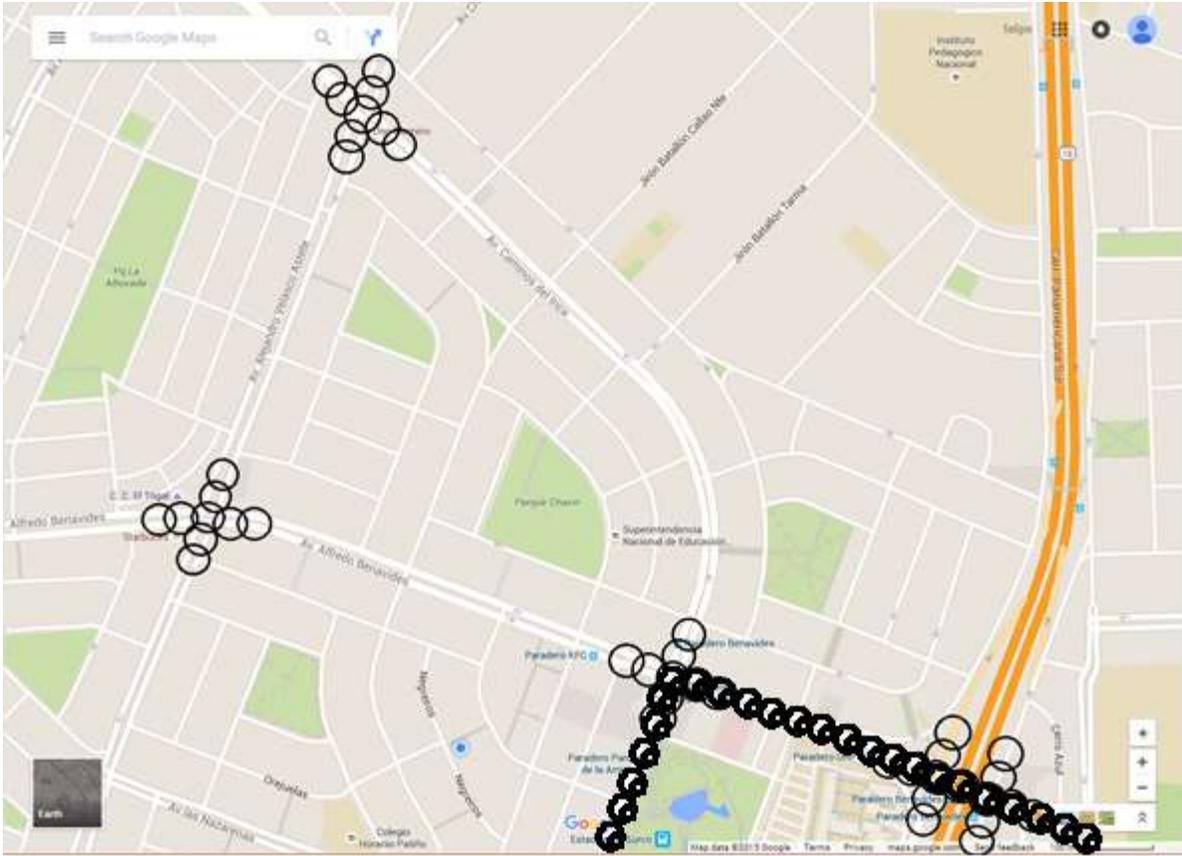


Imagen 30 Posición de entrada y punto de la emergencia Entorno 2

En la ruta indicada en la imagen 30 se indican 24 puntos por los cuales el vehículo pasará, tomando de referencia que este caso contempla una hora con tráfico fuerte que ocurrió por una ruta bastante similar. Se considerara que el tiempo de respuesta fue de media hora.

La simulación desarrollada en el simulink divide los tiempos por segundo, por lo que este caso tendrá un tiempo equivalente de 1800 segundos (60segundos x 30minutos)

Para convertir estos puntos al tiempo correcto se realiza una regla de tres para determinar el tiempo que le tomará pasar por cada punto a la unidad. Después de ello, en el signal builder del simulink se ingresaran los datos según los tiempos calculados (ver imagen 31).

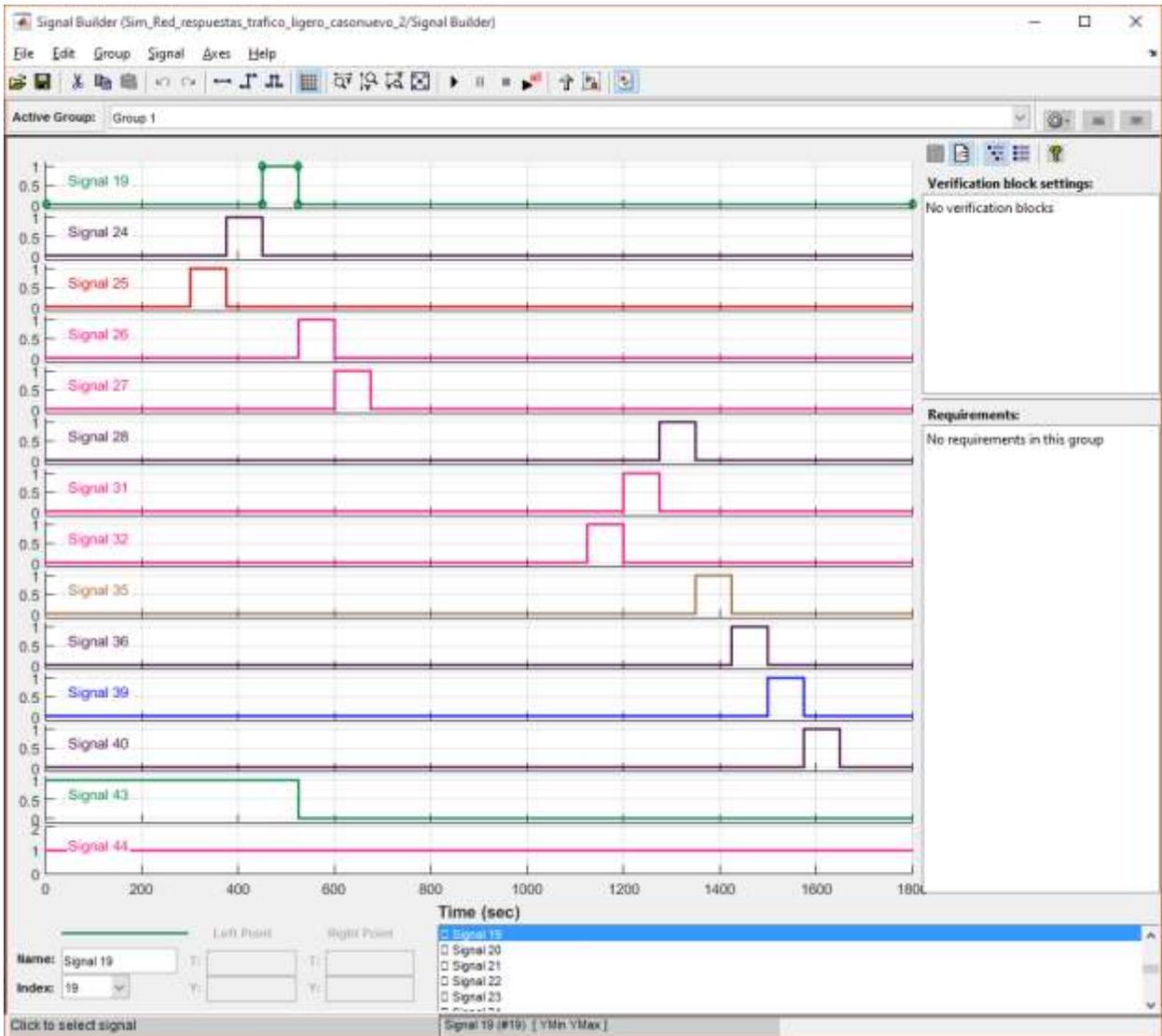


Imagen 31 Entradas del tiempo 0 a 1800 de las distintas posiciones y dirección de la unidad de bomberos

La respuesta general muestra la forma que se ve en la imagen 32.

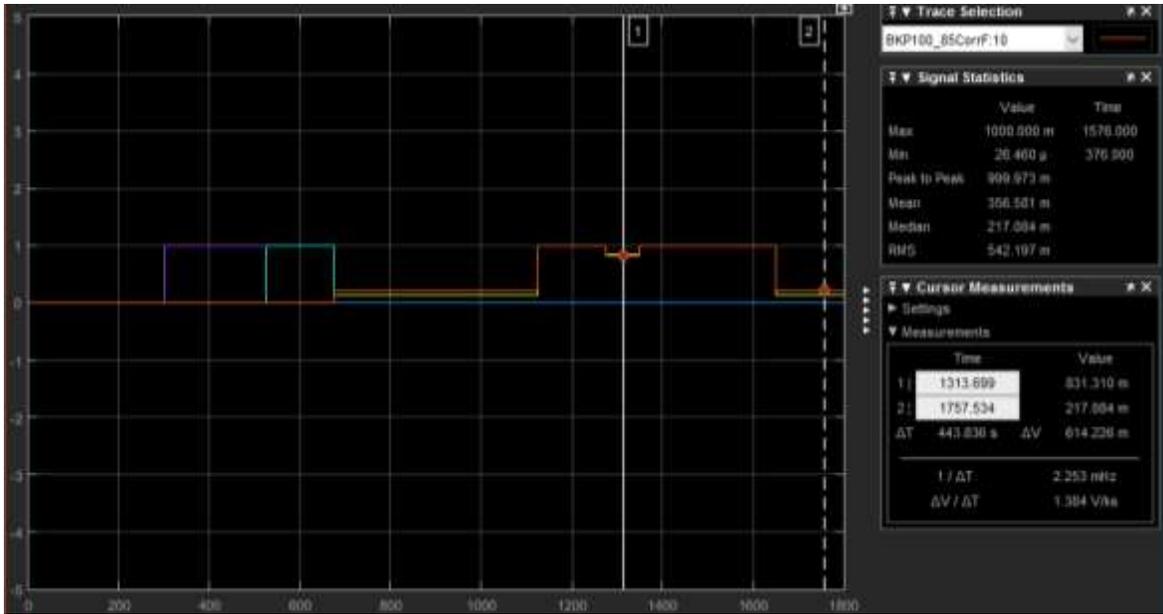


Imagen 32 Respuesta de la red neuronal para el entorno 2

Este resultado demuestra leves irregularidades pero que para un sistema binario son consideradas aun como 1 o 0 lógico. Para poder apreciar a mayor detalle esto se procede a visualizar en las imágenes 33, 34, 35 y 36 donde se encuentran estas irregularidades.

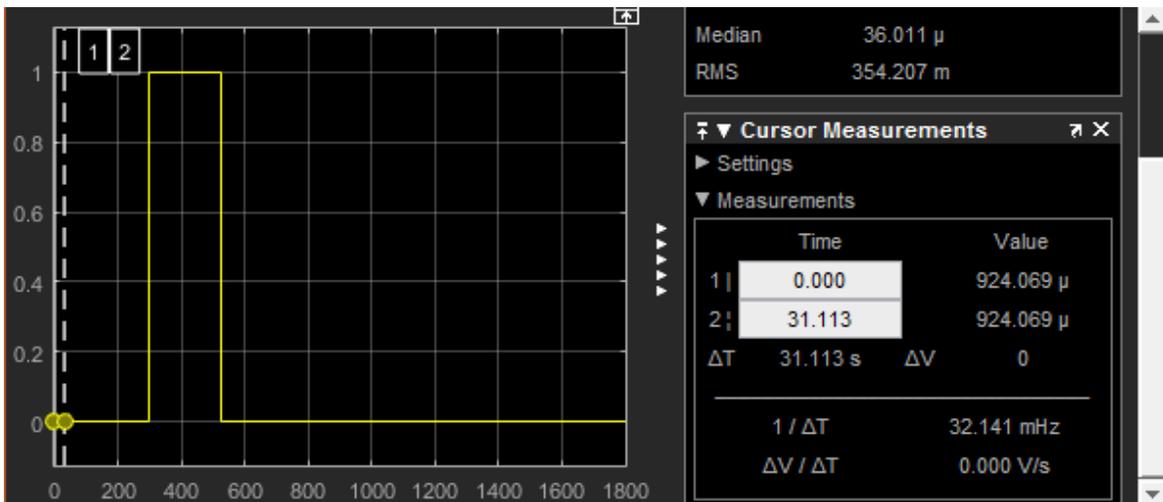


Imagen 33 Salida 5

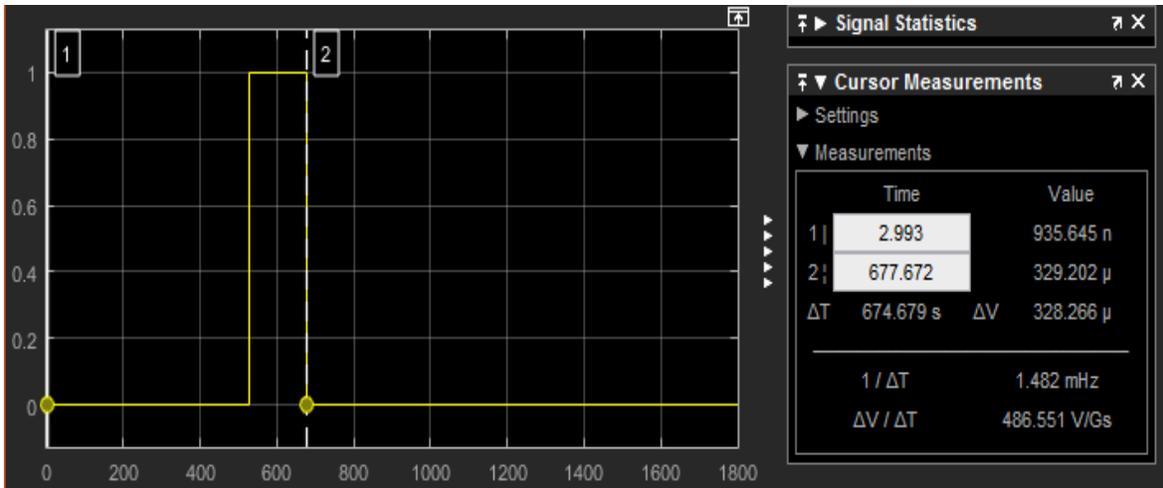


Imagen 34 Salida 6

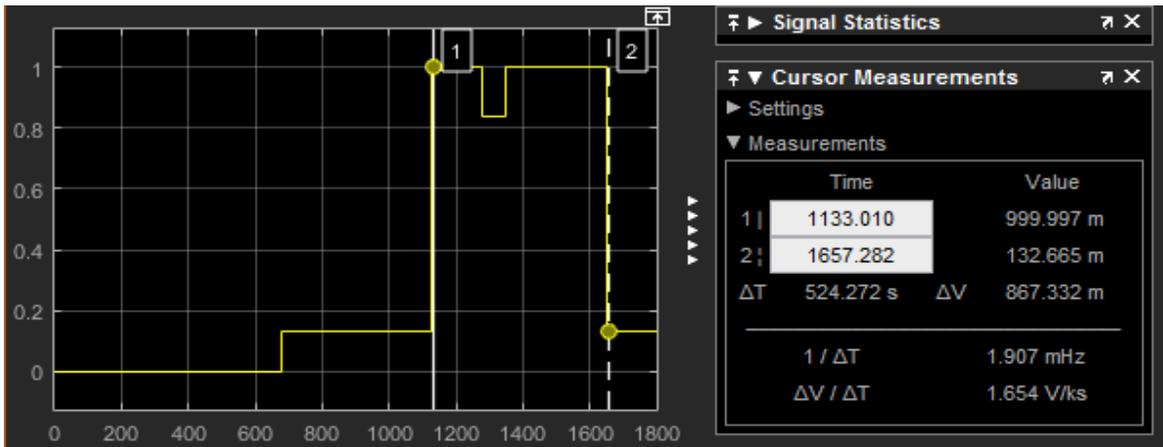


Imagen 35 Salida 8

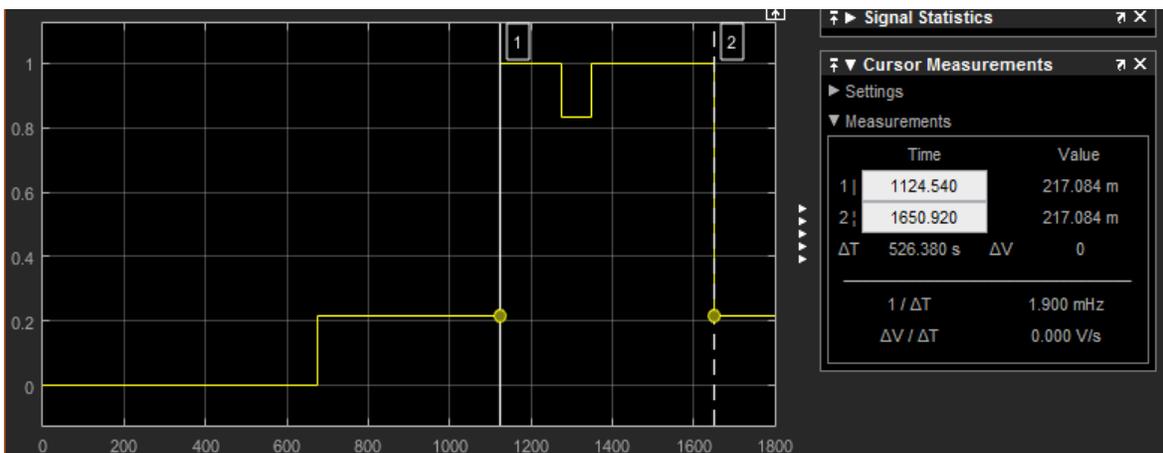


Imagen 36 Salida 10

Debido a estas irregularidades se procedió a analizar si con más entrenamientos la red mejoraba su respuesta ante este caso, el resultado fue que al 6to entrenamiento la red corregía estas irregularidades.

5.1.3 Entorno 3 – Fin de semana

Para esta simulación se considera que la emergencia está ubicada en Av. Caminos del Inca, cerca al cruce con Av. Velasco Astete y que el vehículo de emergencia llega desde Av. Velasco Astete, subiendo hasta el destino, tal como muestra la imagen 37.

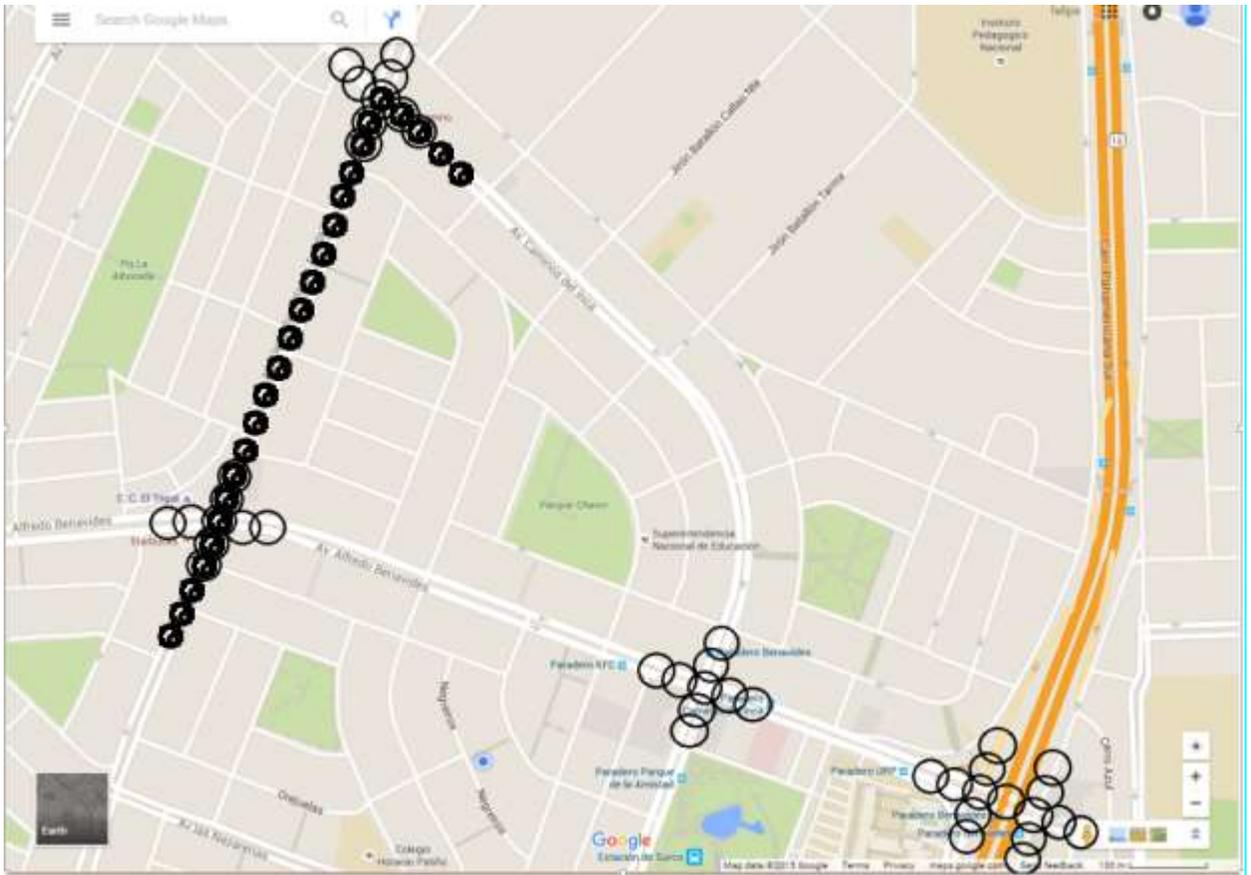


Imagen 37 Posición de entrada y punto de la emergencia

El sistema para este caso considera un tiempo de 10 minutos al destino el cual para motivos de prueba será de 600 segundos (10 minutos x 60 segundos).

Los datos de entrada se ingresan a través el signal builder (ver imagen 38), estos datos han sido escalados considerando 26 puntos del primer punto del área de reconocimiento hasta la ubicación de la emergencia.

Los datos de salida para este caso demuestran respuestas sin errores y tiempos precisos para el movimiento de la unidad según los puntos. En la imagen 39 se puede ver la respuesta general del sistema. En esta los colores indican que solo se ha levantado un solo bit para cada uno de los cambios. Las imágenes 40, 41 y 42 también muestran la misma respuesta, pero para cada salida activada independientemente.

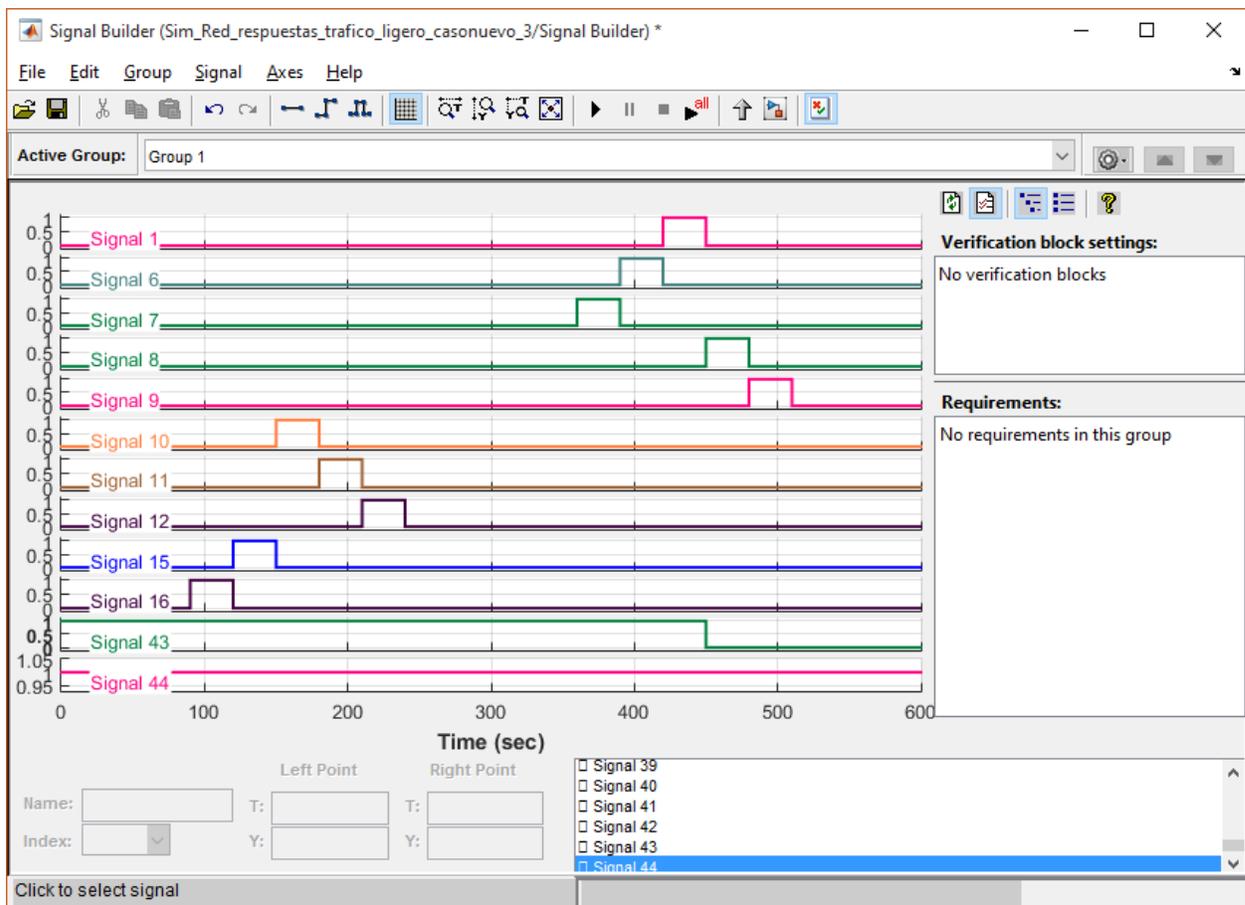


Imagen 38 Datos de entrada para caso entorno 3

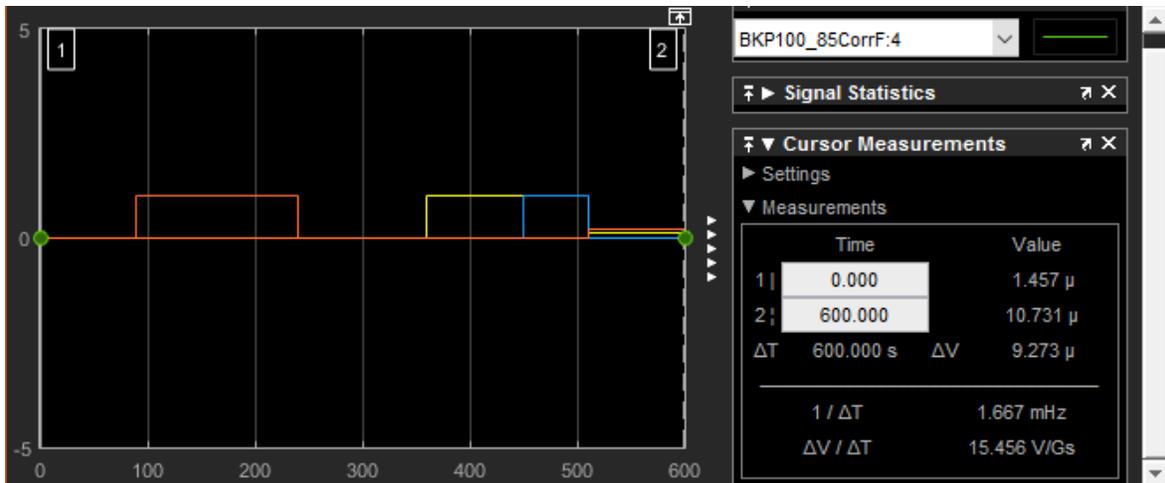


Imagen 39 Respuesta general de salidas en entorno 3

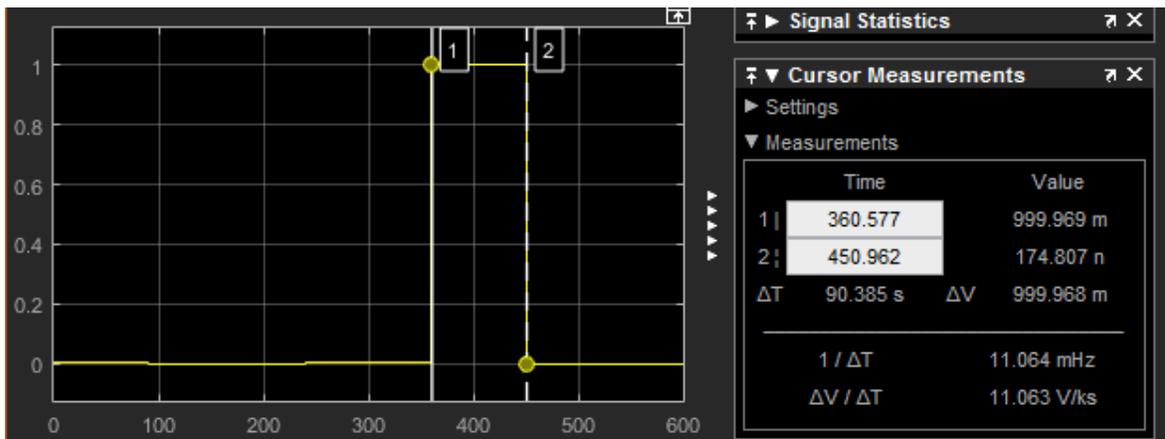


Imagen 40 Respuesta de salida 1 de salidas en entorno 3

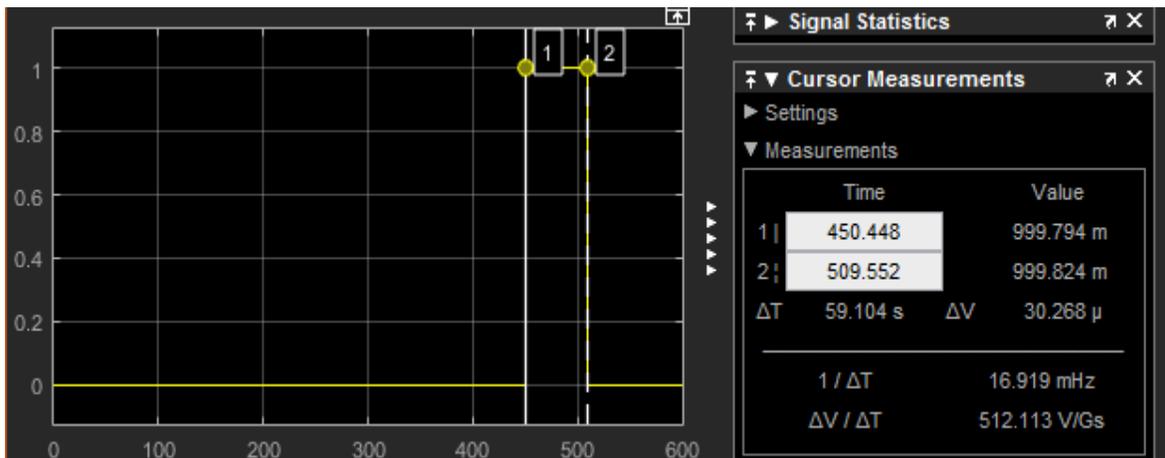


Imagen 41 Respuesta de salida 2 de salidas en entorno 3

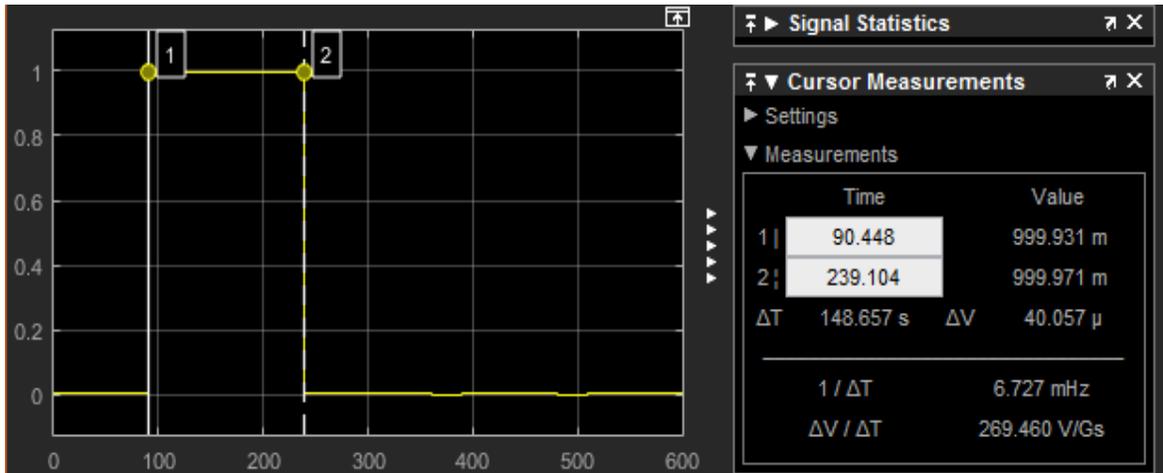


Imagen 42 Respuesta de salida 3 de salidas en entorno 3

La simulación de este entorno ocurrió sin problemas, demostrando que el sistema trabaja correctamente para este tipo de situación.

Para los tres tipos de entorno mostrado, en los cuales se ha simulado situaciones con tiempos de tráfico pesado, mediano y bajo en el sector intervenido, se ha podido ver una respuesta estable (se considera estable cuando el sistema solo activa las salidas correspondientes entre el 0 lógico y el 1) para casi todos los resultados excepto la intersección del puente Benavides. Se entiende que el sistema trabaja bien, y no tiene complicaciones debido al tiempo ya que responde adecuadamente a datos que tengan 1 segundo de diferencia entre sí.

Conclusiones

1. Se pudo implementar algorítmicamente un control de semaforización para las emergencias del CGBVP utilizando redes neuronales. Durante el proceso de entrenamiento la red por retropropagación [100 85 10] llegó a resultados de regresión igual a 1 y valores de error en el rango de 10^{-5} o menores.

Finalmente durante la simulación estos fueron los resultados para los 3 entornos

- Entorno 1 – Situación irreal → No se encontraron errores en los resultados. Como resultados solo se activaron las salidas deseadas, y las salidas están bien definidas entre el 1 lógico y el 0.
 - Entorno 2 – Día de semana → No se encontraron errores en los resultados. Como resultados solo se activaron las salidas deseadas, y las salidas están bien definidas entre el 1 lógico y el 0.
 - Entorno 3 – Fin de semana → No se encontraron errores en los resultados. Como resultados solo se activaron las salidas deseadas, y las salidas están bien definidas entre el 1 lógico y el 0.
2. Durante el estudio se analizó que para determinar correctamente la ubicación de la unidad lo más conveniente era determinar áreas indicadas cada una con un bit, esto debido a los errores que puede dar un GPS en la latitud y longitud del vehículo. Para agregar precisión a estas áreas es que se definen los bits de dirección.

Otra razón para considerar la solución de los círculos y la dirección fue los métodos usados por los bomberos, entre estos se encuentra el uso de vías en sentido contrario lo que afectaría a un algoritmo que solo se guía con la ubicación de la unidad según el carril.

Otro motivo para determinar esta solución fueron las intersecciones, sabiendo la dirección los semáforos pueden trabajar según la dirección para activar la ruta necesitada.

3. Para determinar las entradas de la red neuronal se analizaron 2 áreas previas a cada intersección, y en el caso especial encontrado en el puente Benavides

solo se consideró un área entre ambos semáforos por motivos de espacio. Además para las salidas se consideraron 2 bits por semáforo para un total de 10 debido a los 5 semáforos en el área a trabajar.

Durante el entrenamiento se probó con 3 tipos de redes diferentes (2 redes por retropropagación y una red por LVQ). Los resultados salieron de 4 entrenamientos consecutivos en cada red determinando que la red LVQ no era aplicable y entre las 2 redes por retropropagación la red [100 85 10] resulto en una regresión igual a 1 y un error (para validación, entrenamiento y prueba) igual o menor a 10^{-5} .

4. Se encontró que la red responde adecuadamente a los 3 casos planteados, siendo el segundo caso donde más irregularidades se presentaron pero estas se encuentran dentro de los límites aceptables para el sistema.

Recomendaciones

1. Durante los entrenamientos de las redes neuronales por retropropagación se utilizó un entrenamiento de tipo Levenberg-Marquardt, el cual está recomendado como un entrenamiento efectivo, sin embargo este consume una gran cantidad de memoria y de no cumplir este requisito sería recomendable utilizar otro método de entrenamiento.
2. Durante la simulación de la red [100 85 10] se encontraron ligeras irregularidades en las respuestas, las cuales fueron tomadas como aceptables debido a que no variaban significativamente del 0 o 1 lógico, sin embargo se recomienda trabajar más de 4 entrenamientos para una mejor respuesta.
3. Se recomendaría ampliar la investigación para un mayor número de vehículos o vehículos aplicados a otros tipos de emergencias como policía o ambulancias.

Bibliografía y Referencias

- [1] INEI. “Accidentes de Tránsito”. Acceso Octubre 2015. [Online]. Disponible: <http://www.inei.gob.pe/estadisticas/indice-tematico/traffic-accidents/>
- [2] Consejo Nacional de la Seguridad Vial. “Cuadros Estadísticos: Accidentes de Tránsito 2003-2014.” Acceso Octubre 2015. [Online]. Disponible: https://www.mtc.gob.pe/cnsv/estadisticas/accidentes_transito_2003_2014.pdf
- [3] Ministerio de Transportes y Comunicaciones. “Tasa de Accidentes de Tránsito por cada 100,000 habitantes 2003 - 2014.” Acceso Octubre 2015. [Online]. Disponible: https://www.mtc.gob.pe/cnsv/estadisticas/tasa_accidentes_transito_2003_2014.pdf
- [4] Banco de Desarrollo de América Latina. Dirección de Análisis y Programación Sectorial de la Vicepresidencia de Infraestructura de CAF. “Desarrollo Urbano y Movilidad en América Latina”. Acceso Agosto 2015 [Online]. Disponible: http://www.caf.com/media/4203/desarrollourbano_y_movilidad_americalatina.pdf
- [5] Cuerpo General de Bomberos Voluntarios del Perú. “Estadística de emergencias atendidas a nivel nacional”. Acceso Octubre 2015. [Online]. Disponible: http://www.bomberosperu.gob.pe/po_muestra_esta.asp
- [6] D. E. Huamán, R. A. Testino, “Diseño de un sistema de control por auto organización para semáforos de una intersección vial simple usando redes neuronales”, Tesis para obtener el grado de Ingeniero, Ing. Electrónica, Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú, 2013
- [7] N. F. Atiencia, V. E. Ramírez, “Control de tráfico vehicular usando un sistema neuro-difuso tipo ANFIS”. Tesis para obtener el grado de Ingeniero en Electrónica y Control, Escuela Politécnica Nacional, 2013

- [8] C.O. Natareno, “Inteligencia Artificial aplicada al tránsito en la Ciudad de Guatemala utilizando redes neuronales”, Tesis para obtener el grado de Ingeniero, Ing. en Ciencias y Sistemas, Universidad de San Carlos de Guatemala, Guatemala, 2011
- [9] D.P. Tobón, A. Benavides, L. R. Castrillón “Diseño e implementación de prototipo para el control de semáforos en situaciones de emergencia” Tesis para obtener el grado de Ingeniero en Electrónica, Universidad de Antioquia, 2008
- [10] E. De la Rocha Gómez, “Mejora de Tráfico en un cruce regulado por semáforos, mediante un sistema basado en visión artificial”, Tesis para obtener el grado de Ingeniero Informático, Universidad Pontificia Comillas, España, 2009.
- [11] J. Basogaiin, “Redes neuronales y sus aplicaciones” Dpto. de Ingeniería del Bilbao, Escuela Superior de Bilbao. Acceso Setiembre 2015 [Online]. Disponible: http://www.ciberesquina.una.edu.ve:8080/2014_2/350_E.pdf
- [12] K. Lourismar, G. Juliet, “Analogía entre las redes neuronales biológicas y artificiales”, Acceso Setiembre 2015 [Online]. Disponible: <https://rneuronales.wordpress.com/2012/11/07/analogia-entre-las-redes-neuronales-biologicas-y-artificiales/>
- [13] C. Ruiz, M. Basualdo, “Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones”, Universidad Tecnológica Nacional – Facultad Regional Rosario, Marzo 2001.
- [14] M. Villanueva, “Las redes neuronales y su importancia como herramienta en la toma de decisiones”. Tesis para obtener el grado de Ingeniero Electrónico, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, 2002.
- [15] Universidad Nacional de Colombia, “Introducción a las redes neuronales” Acceso Octubre 2015 [Online]. Disponible:

http://www.virtual.unal.edu.co/cursos/ingenieria/2001832/lecciones/cap_4/intro_rna.htm

- [16] Universidad Tecnológica de Pereira, “Tutorial de redes neuronales”, Acceso Setiembre 2015 [Online]. Disponible: <http://proton.ucting.udg.mx/posgrado/cursos/idc/neuronales2/>
- [17] El comercio, “Entre la inseguridad y la congestión vehicular”, Acceso Setiembre 2015 [Online]. Disponible: <http://elcomercio.pe/lima/ciudad/surco-entre-inseguridad-y-congestion-vehicular-noticia-1750313>
- [18] G. Castellano, S. Ruiz, S. Horna, “Plan estratégico para el cuerpo general de bomberos voluntarios del Perú”, Tesis para obtener el grado de Magíster en Administración de Empresas, Pontificia Universidad Católica del Perú.
- [19] Cuerpo General de Bomberos Voluntarios del Perú, “Resolución Jefatural N° 414-2014” Acceso Setiembre 2015 [Online]. Disponible: http://www.bomberosperu.gob.pe/files/inst_gestion/129.pdf
- [20] Cuerpo General de Bomberos Voluntarios del Perú, “Sistema de calidad - Procedimiento Ejecutivo – Despacho de Unidades” Acceso Setiembre 2015 [Online]. Disponible: http://www.bomberosperu.gob.pe/sgo/FILES/PEJ_CEM_002.pdf
- [21] H. Galán, A. Martínez, “Inteligencia Artificial. Redes neuronales y aplicaciones” Acceso Setiembre 2015 [Online]. Disponible: <http://www.it.uc3m.es/jvillena/irc/practicas/10-11/06mem.pdf>
- [22] Freeman – Skapura, “Redes neuronales algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación”, Addison Wesley, 2013
- [23] G. Colmenares, “Análisis multivariante y sus aplicaciones” Acceso Octubre 2015 [Online]. Disponible: http://webdelprofesor.ula.ve/economia/gcolmen/programa/economia/backpropagation_rna.pdf

- [24] TSS Transport Simulation System, "Aisun", Acceso Octubre 2015 [Online]. Disponible: http://www.aimsun.com/wp/?page_id=2019&lang=es
- [25] M. Valencia, C. Yáñez, L. Sánchez, Algoritmo Backpropagation para redes neuronales: conceptos y aplicaciones, Instituto Politécnico Nacional, España 2006
- [26] R Flórez, J. Fernández, *Las redes neuronales artificiales fundamentos y aplicaciones prácticas*, España: Netbiblo, 2008
- [27] (2015) Cuerpo General de Bomberos Voluntarios del Perú, Información Presupuestal, Acceso Octubre 2015 [Online]. Disponible: http://www.bomberosperu.gob.pe/portal/net_info_presupuestal.aspx

Anexo

Anexo 1 Accidentes de Tránsito. Denuncias de accidentes de tránsito no fatales, según departamento, 2005-2013

ACCIDENTES DE TRÁNSITO

DENUNCIAS DE ACCIDENTES DE TRÁNSITO NO FATALES, SEGÚN DEPARTAMENTO, 2005 - 2013 (Casos registrados)

Departamento	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Total	75 012	77 840	76 928	82 366	83 403	81 343	81 599	92 289	102 938
Amazonas	170	116	73	196	133	49	175	425	542
Áncash	1 545	1 173	1 065	1 494	2 168	1 795	2 043	2 177	2 476
Apurímac	210	129	162	402	159	95	146	579	525
Arequipa	3 886	4 042	4 544	5 476	5 160	4 669	5 481	5 558	6 438
Ayacucho	620	765	828	643	540	1 266	968	854	1 074
Cajamarca	710	1 127	1 782	3 015	3 560	3 122	2 880	3 142	3 029
Callao	2 640	2 992	3 073	3 224	3 083	2 841	2 896	3 528	3 543
Cusco	1 003	1 687	2 108	2 219	1 455	290	432	1 685	4 055
Huancavelica	46	55	14	40	37	63	46	162	86
Huánuco	612	392	414	435	649	476	696	988	1 648
Ica	1 721	1 421	1 411	1 333	1 398	1 494	1 510	1 542	1 907
Junín	2 523	2 015	1 451	1 797	1 635	2 282	2 042	3 049	3 627
La Libertad	3 873	3 700	4 035	3 732	3 323	3 436	3 430	4 278	4 787
Lambayeque	596	645	438	493	805	1 416	1 999	2 809	3 302
Lima	49 104	51 842	49 852	51 741	52 376	50 030	48 912	52 047	54 408
Loreto	1 305	1 388	1 108	1 056	1 048	1 052	793	445	265
Madre de Dios	167	138	116	62	32	40	59	117	479
Moquegua	557	541	565	539	632	639	740	744	892
Pasco	29	21	87	81	191	172	174	126	90
Piura	1 667	1 450	1 454	1 524	1 512	1 775	1 816	3 178	4 089
Puno	857	1 101	838	761	734	838	845	781	1 154
San Martín	155	266	211	243	422	749	844	1 011	1 281
Tacna	297	148	207	207	1 014	1 164	1 248	1 418	1 608
Tumbes	268	286	251	295	281	315	294	476	483
Ucayali	451	400	841	1 358	1 056	1 275	1 130	1 170	1 150

Fuente: Ministerio del Interior - Dirección de Gestión en Tecnología de la Información y Comunicaciones-Dirtepol - PNP.

Anexo 2 Víctimas de accidentes de tránsito fatales 2005-2013

ACCIDENTES DE TRÁNSITO

VÍCTIMAS DE ACCIDENTES DE TRÁNSITO FATALES, SEGÚN DEPARTAMENTO, 2009 - 2013

(Personas registradas)

Departamento	Heridos					Muertos				
	2009	2010	2011	2012	2013	2009	2010	2011	2012	2013
Total	2 576	2 314	2 678	3 559	59 616	3 243	2 856	3 531	4 037	3 176
Amazonas	155	51	118	92	469	134	66	74	94	29
Áncash	40	12	0	457	2 175	110	216	291	675	123
Apurímac	110	48	1	26	443	52	45	47	39	46
Arequipa	73	345	286	231	4 041	202	211	201	219	221
Agacucho	28	160	59	207	758	87	139	61	122	59
Cajamarca	42	68	47	29	1 122	39	80	78	47	61
Callao	10	5	1	16	2 440	30	34	35	28	63
Cusco	715	195	171	222	2 318	438	216	166	325	348
Huancavelica	92	27	5	58	217	44	35	4	14	42
Huánuco	23	86	137	251	890	29	83	122	119	66
Ica	66	94	22	26	1 020	111	84	67	97	120
Junín	62	59	85	155	3 797	187	78	110	168	205
La Libertad	484	483	258	361	3 000	330	354	418	417	382
Lambayeque	179	128	100	156	2 518	132	116	155	138	94
Lima	197	299	388	528	25 967	606	543	581	585	541
Loreto	5	6	4	11	244	49	25	30	22	19
Madre de Dios	46	7	5	10	376	44	20	27	31	28
Moquegua	10	15	26	108	745	27	17	35	137	83
Pasco	24	4	51	48	43	16	9	41	18	2
Piura	81	73	103	245	2 382	87	97	135	307	185
Puno	21	0	635	162	722	305	199	655	247	254
San Martín	73	115	51	60	1 506	67	93	75	58	119
Tacna	23	21	97	47	1 210	25	50	62	56	38
Tumbes	13	12	23	33	348	16	26	47	34	12
Ucayali	4	1	5	20	865	76	20	14	40	36

Fuente: Ministerio del Interior - Dirección de Gestión en Tecnología de la Información y Comunicaciones - Dirtepoles - PNP.

Anexo 3 Accidentes de Tránsito 2003-2014



PERÚ

**Ministerio
de Transportes
y Comunicaciones**



ACCIDENTES DE TRANSITO 2003-2014



Fuente: Policía Nacional del Perú – Dirección de Estadística
Elaboración: MTC – Secretaría Técnica del Consejo Nacional de Seguridad Vial.

Anexo 4 Tasa de accidentes de Tránsito por cada 10,000 habitantes

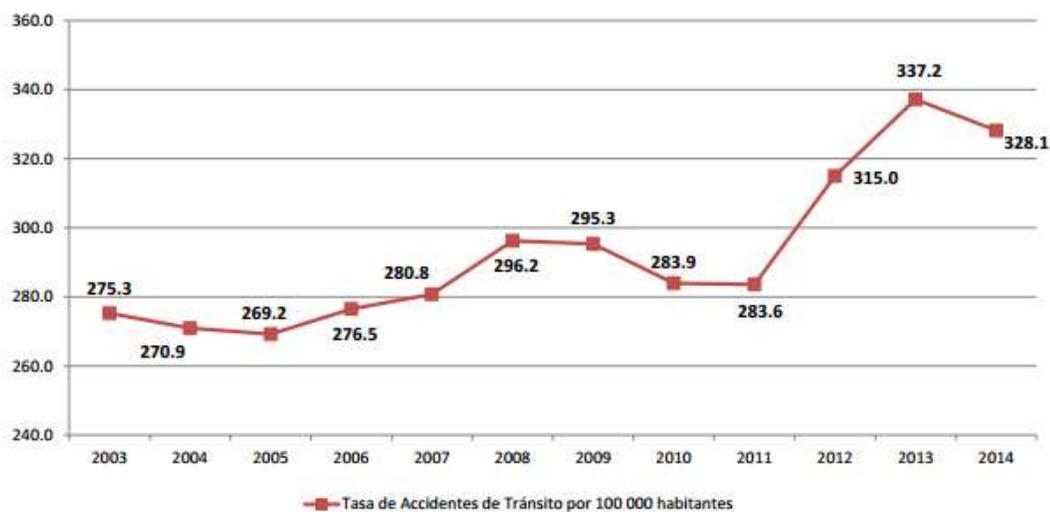


PERÚ

Ministerio
de Transportes
y Comunicaciones



TASA DE ACCIDENTES DE TRÁNSITO POR CADA 100 000 HABITANTES 2003 - 2014



Fuente: Policía Nacional del Perú – Dirección de Estadística

Elaboración: MTC – Secretaría Técnica del Consejo Nacional de Seguridad Vial.

Anexo 5 Estadística de emergencias atendidas por el CGBVP a nivel nacional



CUERPO GENERAL DE BOMBEROS VOLUNTARIOS DEL PERU
COMANDO NACIONAL

ESTADISTICA DE EMERGENCIAS ATENDIDAS A NIVEL NACIONAL COMPARATIVO POR AÑOS

COMPARATIVO POR AÑOS	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC	TOTAL
1997	3268	3725	3944	3021	3483	3452	3270	3758	3783	3859	4003	4461	44027
1998	4836	4488	4588	4102	3960	4172	4229	4261	4389	4564	4407	4885	52881
1999	4783	4841	4977	4194	4652	4578	4902	5193	5428	5234	4924	5624	59330
2000	5605	5594	5773	5044	5336	5505	5751	5992	5623	4980	5199	5782	66184
2001	6082	5686	6010	5575	5619	6572	6471	6526	6000	6520	6443	6926	74430
2002	6655	6979	7147	6476	7034	6862	7580	7502	7287	7762	7485	8248	87017
2003	8733	7910	8353	8044	7886	8043	8768	8752	8401	8723	9053	10035	102701
2004	9107	9008	9256	9031	9605	9270	9604	9552	9455	10093	9604	11339	114924
2005	10202	9299	10256	9712	9831	9550	10068	9760	9852	10836	10177	10607	120150
2006	10395	9901	10151	9775	10145	9627	10395	10786	10119	10691	10018	11965	123968
2007	10744	9911	10529	10872	10360	10456	11454	12363	11788	11837	11023	11989	133326
2008	11968	11768	11824	11157	10840	11285	11635	11981	11899	10651	10499	11095	136602
2009	10777	9829	10996	10404	10701	10549	10367	9993	8984	9308	9784	8536	120228
2010	11486	10679	11423	10450	10473	9928	10033	9837	9197	9958	9347	10052	122863
2011	9456	8650	9150	8327	8678	8564	8719	8390	8350	8629	8109	9737	104759
2012	9733	9017	8686	8251	8465	8354	8730	8311	8471	8885	8466	9781	105150
2013	9094	8334	8930	8540	8591	9607	10311	10211	9722	10010	9301	9750	112401
2014	9748	8899	9254	9276	9220	9006	9385	9701	9070	9824	9521	9802	112706
2015	10257	9557	9880	9361	10109	8994	9109	8302	7566	0	0	0	83135
TOTAL	162929	154075	161127	151612	154988	154374	160781	161171	155384	152364	147363	160614	1876782

Estadísticas procesada el al %
FUENTE: CUERPO GENERAL DE BOMBEROS VOLUNTARIOS DEL PERÚ