



ESCUELA DE INFORMÁTICA
PROGRAMA DE LICENCIATURA EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN

Diseño de un modelo de red neuronal para un sistema de control de tránsito distribuido, utilizando el modelo de propagación hacia atrás para su entrenamiento.

Tesis para optar por el grado de

Licenciatura con Énfasis en Sistemas de Información

TESIARIO:
Mag Yari Guevara Rivera

DIRECTOR DE TESIS:
Msc. Eddy Ramírez Jiménez

Fecha: Marzo 2012

Presentación

Nombre de la tesis

Diseño de un modelo de red neuronal para un sistema de control de tránsito distribuido, utilizando el modelo de propagación hacia atrás para su entrenamiento.

Modalidad

Tesis.

Encargado

Mag Yari Guevara Rivera

Nombre del tutor

Msc. Eddy Ramírez Jiménez

Duración

I Ciclo 2012, II Ciclo 2012 y I Ciclo 2013

Índice general

1. Introduccón	1
1.1. Introduccón	1
2. Descripción del Proyecto	3
2.1. Antecedentes	3
2.2. Problemática a Resolver	7
2.2.1. Planteamiento del Problema	7
2.2.2. Problema a evaluar	11
2.3. Justificación	13
2.3.1. Beneficios	15
2.4. Hipótesis	16
2.5. Objetivos	16
2.5.1. Objetivo General	16
2.5.2. Objetivos Específicos	17
2.6. Alcance y Limitaciones	18
2.7. Lista de Entregables	20
3. Marco Teórico	21
3.1. Redes neuronales y la toma de decisiones	21
3.1.1. El Modelo Biológico	21
3.1.2. Sistemas Expersot vs Redes Neuronales	23
3.2. Redes neuronales artificiales	25
3.2.1. Componentes de una red neuronal	26
3.2.2. Topologías	29
3.2.3. Activación de Neuronas	31
3.2.4. Aprendizaje y entrenamiento	32
3.2.5. Supervisión de un red neuronal	35
3.2.6. Algoritmo de Backpropagation	36
3.3. Sistemas de Transporte Inteligente	37
3.3.1. Sistemas de Control de Semáforos	39
4. Marco Metodológico	43
4.1. Asunción	43
4.2. Enfoque de Investigación	44
4.3. Tipo de Investigación	44
4.4. Actividades Involucradas	46
4.4.1. Análisis de modelos actuales	46

4.4.2.	Diseño la red	48
4.4.3.	Creación programa de simulación	49
4.4.4.	Simulación la red	49
4.4.5.	Iteración de simulaciones	50
4.4.6.	Evaluación de ambientes vividos y factores de San José	50

Capítulo 1

Introducción

1.1. Introducción

La incorporación de nuevos vehículos a la flota vehicular con la que cuenta actualmente el país, ha causado un incremento en los tiempos requeridos para poder desplazarse en áreas altamente transitadas, como es el caso de la Gran área Metropolitana (GAM). Por otro lado, este problema trae consigo un aumento en la emisión de gases contaminantes. Según estudios del Dr. Dobles [1], en Costa Rica, la principal fuente de emisión de gases que contribuyen con el efecto invernadero es el consumo de energía en el sector de transporte que consume combustibles importados derivados del petróleo, que finalmente terminan afectando al medio ambiente y sobre todo a las personas que se encuentra dentro o en los alrededores de estas áreas víctimas de este congestionamiento.

Frente a este tipo de eventos, en diferentes países se han implementado sistemas de control de tráfico, los cuales incluyen una red de semáforos que pueden ser controlados de forma remota desde un centro de control. La ciudad de New York fue una de las primeras en implementar un sistema de este tipo [10], con un solo edificio localizado en Queens en las oficinas del Centro de Control de Tráfico perteneciente al Departamento de tránsito.

La idea de estos sistemas, es contar con cámaras o algún tipo de sensor que le permita a un operador, o al mismo semáforo, obtener la información necesaria para poder tomar una decisión, así como el registro de la misma para futuras labores que se vean afectadas por estos.

El lograr que los semáforos tomen decisiones *inteligentes*, se ha intentado lograr de diferentes formas con soluciones por medio de algoritmos basados en Inteligencia artificial. Rajendra en su libro [9], describe como el objetivo de la Inteligencia Artificial (AI de sus siglas en inglés), es tratar de lograr que las computadoras de alguna forma realicen las labores en la que los humanos son buenos. La definición de inteligencia artificial tiende a variar entre los autores, no obstante Rajendra hace mención de una que deja bastante claro su significado:

“Inteligencia artificial es la parte de las ciencias de la computación interesada en diseñar sistemas de computación inteligentes que exhiban las características que se asocian con la inteligencia en el comportamiento humano” [9] (Rajendra, 2005)

Como parte adicional a del avance, se han incorporado mejoras a este tipo de sistemas para intentar optimizar el desempeño autónomo de los mismos. De esta forma, las redes neuronales (ANN de sus siglas en inglés) han representado una alternativa para poder lograrlo. En países como Alemania se han implementado modelos en los cuales los semáforos toman decisiones basados en su entorno y no únicamente por los autos en una determinada carretera [2].

Capítulo 2

Descripción del Proyecto

2.1. Antecedentes

En Costa Rica a lo largo de los años se ha podido observar como la gran cantidad de vehículos automotores saturan sus principales ciudades, en especial el caso de su capital. Para el 2012 y según el periódico La Nación [13] alrededor de 19.000 buses y 260.000 autos luchan por un espacio para poder avanzar por las calles de San José.

Como parte de las medidas para mitigar problemas de embotellamientos, el Ministerio de Obras Públicas y Transportes (MOPT) puso en funcionamiento el 2007 [14] un sistema de semáforos inteligentes el cual funcionaba para ese entonces en 180 intersecciones de la capital haciendo uso de unas 145 cámaras aproximadamente. Sin embargo, en muchas ocasiones en las que se circuló por la capital, se pudo notar un problema en particular: en muchas situaciones un vehículo no podía continuar avanzando, esto por el hecho de que el semáforo de la siguiente intersección estaba en rojo. A pesar de contar con dicho sistema inteligente se seguían dando este tipo de problemas y para agravar la situación, al pasar por estas calles no es posible encontrar algún tipo de sensor el cual le conceda la propiedad de inteligente a este sistema.

A la luz de las noticias anteriores y siendo afectado por uno de los embotella-

2.1. ANTECEDENTES

mientos, se presta más atención a una serie de situaciones presentadas. Por ejemplo, puede darse el escenario en el cual hay automóviles esperando a que el semáforo pase a verde, al momento en que estos llegan a la siguiente intersección el semáforo de esta sigue en rojo, esto podría hacer pensar que el semáforo debería estar en verde justo antes de que lleguen, no obstante esto no ocurre siempre. Por otro lado en caso de estar esperando en una intersección a que el semáforo cambie, si no vienen automóviles en el otro sentido, no debería mantenerse en luz roja y lo ideal sería que cambie a luz verde.

Por último, cuando las luces de los semáforos cambian en secuencia, aparentan saber que se aproximan carros hacia ellos y que por lo tanto deben realizar el cambio de luz, pero esto ocurre por coincidencias de los ciclos de luces asignados a cada semáforo o son causa de una sincronización llevada a cabo para realizar el cambio de luces de esta forma.

Muchas de las interrogantes anteriores fueron contestadas luego de poder asistir a una exhibición del sistema de control de tránsito, localizado en las oficinas del Centro de Control de Tránsito del MOPT en San José. Como resultado de esto quedó claro que no se trata de un sistema inteligente automatizado, sino de un sistema de control centralizado desde el cual los operadores del mismo pueden configurar los tiempos para los cambios de luces de los semáforos dentro de la red. A raíz de la situación encontrada, se formula la idea de encontrar una forma de mejorar esta situación, de aquí que se tome como base el manejo de sistemas de control de tráfico por medio de redes neuronales dado que, tal como se mencionó anteriormente, las ventajas que estas brindan sobre otros tipos de sistemas como los sistemas expertos, son de gran

beneficio sobretodo el tema en cuestión.

Desde hace décadas a nivel mundial se han implementado diferentes sistemas para el manejo avanzado del tráfico, desde seales para regular los límites de velocidad, hasta semáforos automatizados para regular el flujo de vehículos que pasan por las intersecciones. Conforme han cambiado las necesidades, se han requerido sistemas de semáforos inteligentes los cuales no sólo puedan tomar decisiones con respecto a los vehículos automotores que se encuentran frente al sensor correspondiente, sino que también tengan una noción del entorno que los rodea.

En el Georgia Tech Research Institute durante el 1993 [3], se realizó una investigación sobre aplicaciones para control de tráfico con redes neuronales, en el cual se muestran diferentes escenarios, la aplicación del modelo Hopfield para el control de los semáforos y el uso de las redes neuronales para la previsión de las congestiones por medio del algoritmo de propagación hacia atrás. No obstante para este se tomaron como criterios las capacidades de cada segmento de las calles, los rangos de flujo y su potencial, así como los efectos que tendría el cambio de una luz sobre áreas lejanas. Cabe destacar que en este trabajo se propone la realización de una función únicamente para sincronizar los semáforos adyacentes, de forma que se beneficie el cambio realizado en uno de ellos con la finalidad de mejorar el flujo de tráfico que se esta generando.

En 2006, miembros de la IEEE, desarrollan un modelo basado en un sistema multiagente híbrido sin supervisión, usando como escenario secciones del distrito central de negocios de Singapur, demuestran resultados con mejoras de hasta el 78 % en reducción de atrasos. Este se basa en usar cada semáforo como un agente

empleando un híbrido entre red neuronal difusa, junto con algoritmos evolutivos [23].

En el 2008 en una publicación realizada por estudiantes de la Universidad de Sacramento [4], se plantean aspectos sobre el uso de redes neuronales artificiales para formar parte de un gran sistema denominado IDUCT o Intelligence Decision-making system for Urban Traffic-Control de su nombre en inglés. Dicho modelo consiste de siete elementos y uno de los cuales corresponden a redes neuronales como parte del sistema de decisión inteligente, específicamente en la parte de aprendizaje.

Finalmente, en Alemania durante la segunda mitad del 2010 [2], Stefan Lmmer de la Universidad de Tecnología de Dresden y Dirk Helbing de ETH Zurich crearon un modelo computacional basado en las calles de Dresden para probar un sistema en el cual los semáforos se comunicaban uno con otro para ajustar los tiempos en los que la luz verde debería permanecer encendida.

Esta tesis busca definir el modelo para un sistema de semáforos distribuidos el cual emplee redes neuronales para el aprendizaje, únicamente mediante propagación hacia atrás de forma supervisada y se administren los tiempos de cambios en las luces de los semáforos. Con este, a diferencia de los anteriores, se busca lograr una toma de decisiones donde se tomen en cuenta la información distribuida en la red de semáforos, en este caso cada semáforo realizará su procesamiento individual con la diferencia de tomar como insumo parámetros provenientes de otros semáforos que se vean afectados por este o que lo afecten, de tal forma que se pueda llegar a una respuesta que permita el flujo adecuado del tráfico. Como parte de los parámetros de entrada para la red se tomarán diferentes factores que incidan en su funcionamiento adecuado, no limitándose a las capacidades de las calles o de los tiempos que emplean

los automóviles, si no que agregando factores como obstáculos en la calle, o eventos que afecten el flujo normal del mismo.

Como se ha podido notar, las soluciones por mejorar el control del tráfico se han hecho notar en el campo de las redes neuronales, así como en otro tipo de implementaciones como los algoritmos genéticos [8], ya sea como parte complementaria para el aprendizaje o como forma alternativa al uso de estas. Cabe destacar que la lista de ejemplos no acaba ahí, es posible encontrar otros ejemplos ya que existen diferentes formas de poder aplicar las redes neuronales, en especial en este tipo de soluciones.

2.2. Problemática a Resolver

2.2.1. Planteamiento del Problema

La gran cantidad de vehículos automotores que circulan en las diferentes áreas de San José, provocan día a día embotellamientos que aumentan el tiempo requerido para ir de un punto a otro, de acuerdo con el periódico La Nación [13] esta cantidad ronda los 260 mil vehículos y unos 19 mil autobuses así como el consumo de combustible y por ende las emisiones de gases contaminantes. La situación se presenta más alarmante cuando el mismo alcalde de San José, el señor Johnny Araya afirma que la cantidad de autos mencionados anteriormente ocupan un 70 % del espacio vial en la capital, pero únicamente trasladan el 30 % del millón de personas que ingresan a San José todos los días.

De acuerdo con la entrevista realizada a Iver Brade Monge, del Centro de Control de Tráfico del MOPT, actualmente en Costa Rica se cuenta con un sistema centra-

2.2. PROBLEMÁTICA A RESOLVER

lizado para el control de los semáforos, no obstante el proceso es manual y debe ser realizado por los operadores del mismo, los cuales de acuerdo con las estimaciones que realicen se aumenta o disminuye el tiempo de duración de la luz verde del semáforo, utilizando datos brindados por los contadores o cámaras localizados dentro de la red de semáforos. Los datos de los contadores se emplean para determinar como aumenta o disminuye la cantidad de automóviles que para por una determinada intersección, mientras que las cámaras se emplean para poder visualizar la existencia o no de congestiones en las calles.

El no disponer de una fluida circulación dentro de estas áreas responde a diferentes motivos, unos son culturales tal como lo menciona el autor de la nota anterior: *"algunos choferes agravan los atascamientos debido a maniobras indebidas, al ignorar la luz roja de los semáforos o cuando irrespetan las zonas prohibidas para estacionarse La gente no aplica la cortesía, no tiene paciencia y todo eso va perjudicando."* (Villegas, 2012, La Nación)

Por otro lado también de debe se deben a la gran cantidad de automotores que pasan por estas zonas, aspecto que afectado de cierta forma por problemas de legislaciones en esta materia las cuales viven cambiando por asunto dentro del gobierno tal y como ocurrió en junio del 2009 [15] periodo durante el cual se dio la eliminación, temporal, de la restricción vehicular para ingresar a San José causando un aumento, para ese tiempo, del 25 % de vehículos con personas que trataban de llegar a sus destinos dentro de la capital. Con eso no sólo se dio incremento de automotores, sino que también se dieron aumentos en la duración de las horas de mayor concentración de los automóviles y que de acuerdo con datos de ingeniería de tránsito se

2.2. PROBLEMÁTICA A RESOLVER

estaban perdiendo entre un 10 % y 30 % en la disminución del tiempo empleado por los automóviles, así como la dejarse de obtener un ahorro de \$3 millones anuales en combustible.

No obstante, los eventos anteriores terminan viéndose intensificados por la falta de una regulación adecuada de los semáforos. Aun contando con el sistema mencionado, no es seguro que se logren reducir los problemas para circular con fluidez dentro de los lugares más visitados, ya que la cantidad de vehículos es cambiante, por lo cual al momento de realizar los ajustes mencionados, ésta puede estar variando de forma que se torna ineficiente la regulación de dichos tiempos.

Uno de los factores de que más incide en la problemática del modelo actual es el factor humano. Si bien la capacidad de razonamiento del ser humano es sorprendente, está condicionada a factores de eficiencia que varían de una persona a otra, podemos notar una similitud en la capacidad de reacción o el tiempo de respuesta que puedan demostrar, ya que estos pueden no ser constantes, y naturalmente con el trabajo continuo a corto y, especialmente, a largo plazo termina dejando marcas de una eficiencia disminuida completamente a niveles que terminan siendo perjudiciales para el tema en cuestión debido a que los ajustes necesarios al sistema de semáforo no se podrán realizar de forma oportuna.

Por otro lado, un sistema de semáforos basado en redes neuronales busca resolver esta brecha en la eficiencia tanto de razonamiento como de tiempo de respuesta, ya que no resulta lo mismo que una o más personas vean los datos brindados por los semáforos segundos después y con estos tomen decisiones; a que los mismos semáforos se comuniquen entre sí para conocer el estado actual de su entorno y con esto obtener

2.2. PROBLEMÁTICA A RESOLVER

una acción a ejecutar.

Es común que sucedan situaciones en las que, por ejemplo, unos carros que se ponen en marcha luego de haber estado detenidos esperando a que cambiara la luz, se topen con la sorpresa de que el semáforo de la siguiente intersección no ha cambiado o peor aún acaba de pasar a la luz roja, segundos antes de que los vehículos alcanzaran esta intersección. En ambos casos se está causando que los vehículos se detengan o pasen a marchas menores generando un mayor consumo de combustible ya que los motores se ven forzados a trabajar a revoluciones demasiados bajas. Según estudios realizados por organizaciones [16], en caso de darse un tráfico fluido, el consumo del combustible aumenta acorde con la velocidad, bajo estas afirmaciones se dice que una reducción de velocidad a niveles altos, terminan causando una disminución del consumo de combustible por ejemplo al conducir a 90km/h, en lugar de 110km/h, se logra ahorrar un 23 % del consumo de combustible. No obstante a velocidades por debajo de 20km/h, el consumo aumenta considerablemente.

Ahora bien, si se considera la situación anterior a lo largo de una avenida, como la avenida segunda en San José, este proceso podría repetirse varias veces. El escenario se torna peor al incluir las calles que atraviesan esta avenida ya que se pueden presentar escenarios similares.

De esta forma, se puede notar cómo se torna más compleja la regulación de los tiempos para los semáforos y que en cuestión de segundos un cambio puede resultar inadecuado o ineficiente debido a que por haber realizado ajustes para beneficiar a unos, quizás se perjudica a muchos más o en el peor de los casos, ninguno sale beneficiado por que existen problemas similares en lugares cercanos.

2.2. PROBLEMÁTICA A RESOLVER

2.2.2. Problema a evaluar

Existen diferentes escenarios por los cuales se puedan dar los problemas planteados anteriormente, para esta tesis se utilizará como caso de estudio el escenario representado en la figura 2.1



Figura 2.1: Diagrama de calles, San José Costa Rica (Google Maps)

Basado en dicha imagen, se plantea el problema de cambio de las luces de los semáforos tomando como referencia la **avenida:** 2, 4 y 8, y las **calles:** 12, 10, 8 y 6. Para este caso la avenida segunda se ve afectada fuertemente por los vehículos automotores que quedan en medio de las intersecciones, si bien este es un problema

2.2. PROBLEMÁTICA A RESOLVER

más cultural, se vería mitigado al contar con una red de semáforos inteligentes que tomen decisiones basados en su entorno.

Así por ejemplo, al presentarse una disminución del flujo de vehículos automotores desde la intersección de la avenida 6 y calle 10 hasta la avenida segunda, debido a que los semáforos de estas están pasando a la luz roja, posiblemente se generará una obstrucción en los carros que circulan a través de la avenida segunda. Al presentarse este escenario, muchos de los vehículos no podrán pasar aun cuando tengan la luz verde permitiéndoselos.

Dependiendo de las condiciones en ese momento, ya sea un alto número de vehículos automotores en la cercanía o la presencia de una fuerte lluvia que dificulte la conducción, es probable que se genere un efecto en cadena el cual culminará afectando, con igual o mayor rapidez, otras áreas.

Otro posible escenario, es la ausencia de un número significativo de vehículos que están pasando por alguna de las calles de la intersección, mientras que la avenida se encuentra llena o a punto de saturarse por la imposibilidad de poder pasar debido a la luz roja, porque otro de los semáforos está permitiendo paso a unos cuantos vehículos que vienen por la calle. En este caso el causar que se detengan muchos automotores por permitir pasar a unos cuantos generará un aumento en el consumo de combustible porque estos deben arrancar o pasar a bajas velocidades.

En ambos casos, es notable como una mala coordinación entre los semáforos de una red terminan causando estragos en las calles del país. Aun contando con sistemas de control centralizados para el manejo de estos, no se puede garantizar una mejora notable en el rendimiento ya que los cálculos son realizados por personas y el tiempo

o consideraciones que tomen estos, pueden no ser suficientes para tomar la mejor decisión.

2.3. Justificación

Siempre ha existido el interés por lograr una mejora en el tránsito vehicular y se puede notar como la incorporación de inteligencia artificial dentro de esta área se ha ido incrementando con el paso de los años. Costa Rica, al igual que muchos países a nivel mundial, ha dado los primeros pasos para poder lograr la transición a estas mejoras, si bien en algunos se han logrado implementar mejores opciones, esto no siempre ha conseguido satisfacer en forma constante las necesidades de los usuarios. Muchas quejas han sido presentadas por los conductores [17] y diferentes factores inciden dentro de este tipo de problemas, desde una simple lluvia hasta desviaciones por construcciones o arreglos que se realicen aumentando las concentraciones de vehículos en ciertos puntos.

El incorporar las redes neuronales a una red de semáforos resulta un reto, pero a la vez con su implementación exitosa se lograrán grandes mejoras al sistema de tránsito vehicular de los países que opten por realizar dicho proyecto.

En el modelo que se posee actualmente en Costa Rica, no se dispone de alguna forma en que estos semáforos funcionen de forma autónoma mientras que al hacer uso de redes neuronales se dará un gran avance en la administración de estos ya que, como se dijo anteriormente, la red neuronal le permitirá a los semáforos aprender y con el tiempo poder hacer predicciones del flujo de automóviles tal y como se plantea

en [3].

Actualmente un semáforo perteneciente a un sistema inteligente básico puede decidir qué hacer, pero esta decisión corresponde únicamente a lo que este puede observar por medio de los sensores con los que cuente, por otro lado al encontrarse varios semáforos interconectados y tomando decisiones según los datos que uno le indique al otro, todos podrán contar con un panorama más claro y amplio de lo que realmente está sucediendo en un nivel global.

En el área de las redes neuronales existen una gran cantidad de modelos utilizados para poder implementarlas, algunos de los cuales han sido objeto de estudio para formar parte de alguna propuesta de sistema para el control de tráfico. La tesis busca definir y proponer una alternativa a dichos modelos, el cual permita establecer un sistema de simulación para la predicción que administre de forma idónea el tiempo de esperas de los automóviles en los semáforos mientras circulan por las calles, tomando como forma de aprendizaje la propagación hacia atrás con entrenamiento de tipo supervisado mediante la cual se obtendrá una modificación que se adapte lo mejor posible al problema en cuestión.

Cabe destacar que al realizarse la simulación, se estarán probando todos los aspectos sobre el modelo de red neuronal a desarrollar por lo que los resultados, y efectos (positivos o negativos) generados se lograrán visualizar de esta forma. Por esta razón el esfuerzo se verá enfocado en llegar a obtener un modelo que logre hacer bien su cometido, pero su implementación en un ambiente real no forma parte de esta tesis, si no que se deja abierto para una futura realización, la cual se verá favorecida gracias al análisis estadístico de los factores que realizará como una forma de

confirmar el funcionamiento adecuado de la red con respecto al sistema actual.

2.3.1. Beneficios

El principal aporte de este trabajo consiste en brindar una alternativa a los modelos actuales de sistemas de semáforos inteligentes basados en redes neuronales con el que se pueda contrastar las ventajas y desventajas que proporcionan los actuales con respecto al modelo que se proponga en la tesis.

Dicho modelo al ser una alternativa, ayudará con ideas de modificaciones que son posibles realizar a los modelos actuales, en los que pueden no haberse considerado ciertos tipos de variables debido al hecho de no estar pensados específicamente para este tipo de problemas. Con esto se podrán abrir puertas a futuras mejoras del mismo o a posibles agregados que no fueron considerados, por algún motivo, como parte de esta investigación.

De igual forma, esta tesis ayudará a poner en claro las mejoras que se dan en caso de lograr la implementación de este modelo en las calles de San José. Lo anterior se debe a la necesidad de realizar una serie de análisis estadísticos para evaluar diferentes factores que inciden en el control del tráfico, con la finalidad de poder saber ante qué factores funciona bien, o no el modelo propuesto para el sistema, pero que a la vez permitirá contrastar la información estadística generada por el sistema actual permitiendo saber las deficiencias específicas que existan del mismos.

Finalmente, al contar con las comparaciones mencionadas anteriormente, el Centro de control de tránsito del MOPT podrá hacer uso de esta retroalimentación para llevar a cabo cualquier ajuste que sea necesario de forma que se busquen mejorar las

disminuciones de tiempo y poder lograr más del 30 % que se ha logrado actualmente, así como mejorar el índice de ahorros en combustible anuales superando los \$4 millones, es decir más de lo indicado en [15] y trayendo consigo una mejor respuesta y una mayor satisfacción de los conductores.

2.4. Hipótesis

El uso de técnicas de IA posibilita la realización de un sistema de control de tránsito distribuido, donde se utilicen como parte de los parámetros datos proporcionados por los mismos semáforos y que permita administrar los tiempos de espera empleados por los conductores y aumentar la fluidez del tráfico.

2.5. Objetivos

2.5.1. Objetivo General

Desarrollar y simular un modelo que permita la implementación y análisis de un sistema distribuido de semáforos inteligentes basado en redes neuronales como mecanismo de IA, para lograr un mejor control del tráfico que fluye por las zonas más congestionadas de San José, en el que se consideren factores que obstruyen o alteran el flujo continuo del mismo.

2.5.2. Objetivos Específicos

1. Analizar los modelos actuales para la implementación de sistemas de semáforos basados en redes neuronales, así como el sistema empleado en Costa Rica, para establecer puntos de referencia sobre el funcionamiento y rendimientos, que ayuden en la especificación del modelo a desarrollar.
2. Diseñar e implementar un modelo de red neuronal empleando propagación hacia atrás (backpropagation), para el entrenamiento de la red siendo uno de los modelos propuestos actualmente para la implementación de un sistema de semáforos inteligentes basado en redes neuronales.
3. Simular escenarios cambiantes en los que se incluyan factores en sus diferentes niveles que afecten el tráfico, donde se consideren eventos típicos (alto número de vehículos), así como los poco frecuentes (colisiones, carros varados, presencia de lluvia, reparaciones de vías) dentro del rango avenida: 2, 4 y 8, y las calles: 12, 10, 8 y 6 de San José.
4. Evaluar los ambientes vividos y factores que se presentan en las principales zonas de San José, por medio de análisis estadístico para poder contrastar los resultados obtenidos por el uso de la red neuronal contra los datos reales que ha generado actualmente el sistema de control de tráfico.
5. Llevar a cabo un proceso iterativo de simulaciones el cual permita mejorar los cálculos realizados por redes neuronales aplicado a los diferentes factores del experimento, tomando como base de comparación los datos actuales genera-

dos por el sistema de control de tráfico para lograr diferencias notables en la administración de tiempos en los semáforos.

2.6. Alcance y Limitaciones

Esta tesis se enfocará a las situaciones ocurridas únicamente en San José dentro de las zonas en las que opera actualmente el sistema de control de tráfico, primero en la ciudad de San José en las **avenidas:** 2, 4 y 8, y las **calles:** 12, 10, 8 y 6; que será tomada como base inicial para el desarrollo y entrenamiento de la red neuronal.

Adicionalmente, se elaborará una red neuronal que funcione en un mínimo de seis semáforos ubicados en diferentes intersecciones de la zona delimitada anteriormente. Estos tomarán las decisiones en conjunto para administrar y coordinar los tiempos que deben permanecer en luz verde o cuando es necesario que uno o varios de estos cambien a luz roja. Se realizará varias simulaciones ya que se busca determinar bajo qué factores funciona mejor el sistema mencionado, para esto, los datos que se obtengan como resultado del funcionamiento de la red serán valorados con respecto a las bitácoras que sean proporcionadas por el *Centro de Control de Tráfico del MOPT*. Cabe destacar que sólo se procederá a hacer pruebas en otras regiones de San José hasta obtener resultados confiables de las pruebas realizadas en las zonas descritas.

Como parte de las labores requeridas, se creará un programa para simular los escenarios planteados para entrenamiento y prueba de la red neuronal. No se tomarán como parámetro de entrada el consumo de combustible de los automóviles, ni los

gastos relacionados con estos. De igual forma, no se validarán las entradas que reciba la red, es decir, todos los datos presentados a la red serán correctos sin consideraciones de algún tipo que afecte a las entradas de la red. Tampoco se contempla la implementación y pruebas correspondientes en un ambiente real, esto debido a que el centro de control de tráfico no dispone de recursos para intervenir en la realización de esto. No obstante, la funcionalidad y resultados podrán ser apreciados por medio del programa de simulación mencionado, por lo que el esfuerzo se centra más en definir, desarrollar y probar el modelo de red neuronal que logre hacer su cometido de la mejor forma posible.

El no contar con los sensores necesarios para la detección de vehículos automotores así como el presupuesto para adquirirlo, se convierte en una de las principales limitantes por las cuales el modelo no será implementado en un ambiente real. De igual forma, no se cuenta con el personal y tiempo necesarios para llevar a cabo esta labor, ya que el tiempo establecido para la realización de este trabajo podría no ser suficiente para llevar a cabo ambas labores, es decir, tanto el desarrollo del modelo como la implementación en un ambiente real del mismo.

La implementación del modelo resultado de esta tesis se deja como tema para su posterior realización en otro trabajo, motivando a otras personas a retomar la solución y brindar sus propios aportes y mejoras al mismo.

2.7. Lista de Entregables

Como parte de realización de la tesis se realizarán los siguientes entregables:

- Modelo alternativo basado en el modelo de propagación hacia atrás y la documentación correspondiente.
- Algoritmo para la programación de la red.
- Programa de simulación de escenarios para la red neuronal.
- Documentación del análisis estadístico de los resultados obtenidos al entrenar la red neuronal.
- Datos obtenidos de las pruebas realizadas a la red neuronal.

Capítulo 3

Marco Teórico

3.1. Redes neuronales y la toma de decisiones

3.1.1. El Modelo Biológico

El sistema de procesamiento de información completo está formado en parte el sistema nervioso central cuyo elemento principal es el cerebro. éste a su vez se encuentra compuesto por una unidad fundamental llamada *neurona*. [9] La figura 3.1 muestra las partes de la neurona. En esta se puede observar la estructura típica de una neurona biológica, la cual se encuentra formada por un cuerpo celular con su núcleo o *soma*, del cual se desprende, en la parte superior, una serie de ramificaciones denominadas *dendritas*, mientras que en la parte inferior se puede observar el *axón*, éste es una extensión del soma de forma tubular y tiende a ramificarse en uno de sus extremos.

Las neuronas son como cualquier otro tipo de célula, con la diferencia que éstas pueden comunicarse entre sí [18]. Por lo anterior, las dendritas funcionan como una canal de entrada para recibir las seales que provienen del exterior. Estas seales se transfieren a una neurona por medio de una conexión o contacto denominado sinapsis, mientras que el axón transfiere los pulsos hacia otras neuronas.

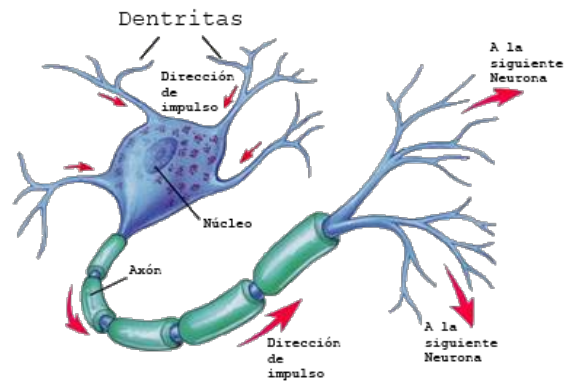


Figura 3.1: Neurona Biológica

Las seales entre las neuronas pueden ser de tipo eléctrica o sinapsis eléctrica que se da cuando la sinapsis recibe una seal eléctrica proveniente de una neurona transmisora o neurona pre sináptica y este es transmitido al núcleo de la neurona receptora o pos sináptica. Por otro lado la sinapsis química se distingue por no presentarse un contacto eléctrico entre ambas partes ya que este se interrumpe por causa de un abismo o grita sináptico que separa un lado del otro. No obstante la información siempre fluye debido a que la seal eléctrica en el lado pre sináptico de la grita se convierte en una seal química que atraviesa la grieta y luego se vuelve a convertir en el la receptor [9].

Una característica adicional de la sinapsis es la intensidad con la que se transmiten las seales ya que estas tienden a variar, siendo unas transferidas con fuerte estimulación mientras que otras de forma débil. Este ajuste varia permitiendo que la estructura del cerebro no se mantenga fija formando conexiones más fuertes o débiles según se requieran ajustes.

Usando un punto de vista funcional, una neurona de forma aislada, se constituye en un procesador básico de información que cuenta con sección para entradas (dendritas), un área de procesamiento (núcleo o soma) y sección de salida. Conforme se aumenta el panorama se y se incluyen más neuronas y las interconexiones entre estas, se obtiene una red de neuronas que usan la sinapsis para poder transmitir seales unas a otras.

3.1.2. Sistemas Expertos vs Redes Neuronales

Como alternativa para la toma de decisiones se encuentran los sistemas expertos, estos se caracterizan por contar con una base de conocimiento que se encuentra separada del sistema original, permitiendo agregar nuevo conocimiento a este sin requerirse realizar cambios al sistema. No obstante, se necesita una persona experta en un área para que se puedan crear las reglas que codifiquen el conocimiento [22].

Basogain en su escrito resalta las ventajas de las redes neuronales sobre estos sistemas al resaltar que el desarrollo de una red neuronal no se requiere programar ni el conocimiento ni las reglas para procesar ese conocimiento, ya que la es ella misma la que aprende las reglas mediante los ajustes que se realicen a las conexiones entre las neuronas.

Un sistema experto hace explícito su conocimiento en forma de reglas pre establecidas, mientras que las redes neuronales generan sus reglas aprendiendo, usando

como materia prima los ejemplos que le fuesen mostrados durante la fase de entrenamiento de la red.

La forma en que los sistemas expertos almacenan la información se ve opacada por el modo empleado en las redes neuronales, ya que estas guardan su conocimiento de forma distribuida a lo largo de la red y no en una sola base centralizada. La característica anterior resulta una gran ventaja debido a que se pueden usar de forma asociativa, es decir, si sólo reciben una entrada parcial la red determinará la entrada más parecida en memoria y dará una salida asociada con la entrada original completa, concediéndoles la capacidad de generalizar, mientras que un sistema experto requiere de la entrada completa para poder determinar la solución de acuerdo a su base de conocimiento.

Finalmente, se encuentra la tolerancia a fallos, el cual se refiere al caso de que si fallan partes de las neuronas simplemente se realizarán modificaciones a las conexión, variando únicamente su comportamiento pero el sistema en cuestión no deja de funcionar.

3.2. Redes neuronales artificiales

El cerebro humano es tan sorprendente que se ha tratado de imitar a través de la tecnología. Las redes neuronales artificiales representan una forma funcional y estructural de esta búsqueda por imitar el cerebro humano. Tal como su nombre

3.2. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

lo indica, estas redes son una emulación del comportamiento de una red neuronal biológica, pero diversos autores las definen de cierta forma particular por lo que a continuación se mencionan algunas de ellas.

- Un modelo que surgió para emular el proceso de aprendizaje es la red neuronal artificial. Las redes neuronales son modelos que intentan reproducir el comportamiento del cerebro humano. [19]
- Las redes neuronales artificiales son, lo que su nombre indican, redes computacionales que intentan simular, las redes de células nerviosas o neuronas del sistema nervioso central del ser humano. [20]

Como se puede observar, las redes neuronales han obtenido buenos resultados en los procesos de aprendizaje y formando parte de procesos de análisis. De acuerdo con Kumar [11], estas redes poseen la capacidad de generalizar y por lo tanto pueden predecir nuevos resultados a partir de resultados previos, y de igual forma pueden procesar información en paralelo a altas velocidades y de forma distribuida.

Por las razones anteriores, se plantea la tesis entorno al uso de una red neuronal para lograr una toma de decisiones en una red formada por semáforos.

En este caso como se tiene un objetivo muy claro, por lo que resulta posible utilizar un modelo de propagación hacia atrás (backpropagation), este es uno de los más empleados para la implementación de las redes neuronales, por lo que será tomado como base para el entrenamiento de la red a implementar con el modelo propuesto

para esta tesis. De igual forma se verá el contraste que se pueda obtener con respecto al modelo de Hopfield mencionado por Gilmore y Elibiary [3], como una de las opciones más viables para la realización de este tipo de sistemas.

3.2.1. Componentes de una red neuronal

Al tratar de imitar a sus contrapartes biológicas, las redes neuronales artificiales llevan consigo una serie de componentes los cuales resultan importantes destacar para su posterior implementación.

- **Vector de entrada:** corresponde a las entradas provenientes de cada neurona conectada.
- **Escalar de salida:** la salida de la red resulta un único valor escalar, debido a que durante el procesos las entradas son acumuladas.
- **Cambio de entradas en la sinapsis:** las entradas son procesadas por medio de la multiplicación del peso asociado a la conexión.
- **Acumulación de entradas:** tanto las redes biológicas como las artificiales suman las entradas permitiendo así obtener un resultado para la neurona.
- **Pesos ajustables:** Los pesos que cambian el valor de las entradas a una neurona son ajustables, agregando de esta forma dinamismo a la red debido a que gran parte del conocimiento de una red se encuentra almacenada en sus pesos.

3.2. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

A pesar de las definiciones dadas sobre redes neuronales, no se ha dado una que refleje la verdadera forma conceptual de la misma, por eso de acuerdo con [9]:

Una red neuronal es una tripleta ordenada (N, V, w) con dos conjuntos N , V y una función w .

Donde:

N es el conjunto de neuronas

V es un conjunto $\{(i, j) | i, j \in N\}$ cuyos elementos son llamados conexiones entre las neuronas, i y j

W es una función $w : V \rightarrow \mathbb{R}$ que define los pesos, los valores indefinidos o 0 se dejan para las conexiones que no existen dentro de la red.

Adicionalmente cada neurona cuenta con una serie de funciones para el manejo de las entradas, procesamiento de las mismas y la generación de su salida. Estas corresponde a:

- **Función de propagación:** como ya sabe cada neurona se encuentra conectada a otras neuronas, por esta razón para la neurona j se van a recibir n entradas, eso se recibe en forma de un vector de entrada con la información proveniente de cada una de estas. Más detalladamente, esta se encarga de recibir las entradas O_{i_1}, \dots, O_{i_n} provenientes de las neuronas i_1, \dots, i_n las cuales forman el conjunto $I = \{i_1, \dots, i_n\}$, y que se encuentran conectadas a la neurona j , luego de esto, la función de propagación convierte ese vector de entrada en un único escalar conocido como entrada de la red o net_j .

$$net_j = f_{prop}(o_{i_1}, \dots, o_{i_n}, w_{i_1,j}, \dots, w_{i_n,j}) \quad (3.1)$$

Por lo general se emplea una sumatoria de las entradas por los pesos de las conexiones obteniendo como resultado el escalar mencionado.

$$net_j = \sum_{i \in I} (o_i \cdot w_{i,j}) \quad (3.2)$$

- **Función de activación:** esta función se encarga de cambiar el estado de activación de la neurona. En otras palabras, para una neurona j , el estado de activación a_j se asigna a la neurona como resultado de la función indicando de esta forma el grado de actividad de la misma.

Cabe destacar que las neuronas se ven activadas si la entrada de la red excede el umbral establecido. En este caso una neurona j , el valor del umbral Θ_j se asigna de forma única a j , marcando de esta forma el gradiente de valor máximo de la función de activación.

$$a_j(t) = f_{act}(net_j(t), a_j(t-1), \Theta_j) \quad (3.3)$$

Esto transforma la entrada de la red net_j y el estado de activación anterior $a_j(t-1)$ en el nuevo estado de activación $a_j(t)$

- **Función de salida:** se encarga de calcular el valor que será transmitido a las otras

neuronas conectadas a j . Por lo general se hace uso de la función identidad en otras palabras, el valor a_j para la activación se coloca directamente como la salida.

3.2.2. Topologías

La topología de las redes neuronales consiste en la arquitectura o forma en la que se organizarán las neuronas dentro de la red, forman de esta forma una serie de capas o agrupaciones que sin importar los parámetros con los que se defina esta, podrá contar con tres tipos de neuronas artificiales:

- **Neuronas de entrada:** encargadas de recibir la información directamente desde el exterior.
- **Neuronas ocultas:** reciben información desde otras neuronas. En estas neuronas es donde se realiza la representación de la información almacenada.
- **Neuronas de salida:** toman la información procesada devolviéndola al exterior.

Dependiendo de como se agrupen las neuronas a sea por capas o que se encuentren más o menos cercas de la entrada y salida de la red, se cuenta parámetros fundamentales para estas dentro de los cuales se mencionan

- El grado de conectividad
- El tipo de conexiones existentes entre las neuronas.

Como punto de partida se cuenta con la red de *conexiones hacia adelante* o *Feedforward*, en esta red se ven agrupadas en tres capas principales: una capa de entrada, n capas de procesamiento escondidas y una capa de salida. Tal y como su nombre lo indica, las neuronas en tipo de red sólo cuentan con conexiones directas con las neuronas de la siguiente capa (hacia la capa de salida). Es importante mencionar que una variante de este puede contar con conexiones de atajo o *shortcuts* para saltar una o más capas pero que de igual forma deben de seguir hacia adelante.

Extendiendo la funcionalidad mencionada en la descripción anterior, se cuenta con las redes recurrentes estas permiten realizar conexiones ya sea a sí mismas conocido como *recurrencia directa* o que se permitan conexiones dentro de la misma capa para una red de una o varias capas, en la denominada *recurrencia lateral*. Este tipo de conexiones resultan muy útiles en casos en los que se cuenta con una única capa, pero de igual forma es aplicable en el caso de múltiples capas.

Finalmente, están las redes completamente conectadas las cuales permiten conexiones entre todas las neuronas con excepción de recurrencias directas, como resultado de este tipo de conexiones cada neurona puede convertirse en una neurona de entrada.

3.2.3. Activación de Neuronas

De acuerdo con Kriesel [9], resulta muy importante el orden en el que cada neurona de forma individual recibe y procesa las entradas y genera las salidas en este se

3.2. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

distinguen dos modelos la forma síncrona y la asíncrona. Para el caso del primero, todas las neuronas cambian sus valores de forma simultánea calculando las entradas de la red, la activación de las mismas y la salida generada además de ir pasando estos resultados. Este modelo es el que más se asemeja a la contraparte biológica y es el más genérico.

Con respecto al modelo asíncrono, las neuronas cambian sus valores en diferentes puntos del tiempo, por lo que existen órdenes diferentes en las que esto puede ocurrir. Dentro de estos destacan:

- **Orden aleatorio:** se escoge al azar una neurona i para que se actualicen sus valores net_i, a_i y o_i . Como es de esperarse, al no tener un orden establecido, puede ocurrir casos en los que una neurona se escoja repetidamente durante un ciclo y otras que del todo no sean elegidas.
- **Permutación aleatoria:** se garantiza que cada neurona sea escogida una única vez por cada ciclo, pero sin un orden definido. Este orden de activación no es muy usado por el hecho de tener que invertir tiempo calculando una nueva permutación por cada ciclo.
- **Orden topológico:** las neuronas se activan de acuerdo con un orden definido por la topología. Tomando como ejemplo una red *feedforward*, las neuronas de entrada se activarían primero, seguidas por las neuronas ocultas y finalmente las neuronas de salida.

3.2.4. Aprendizaje y entrenamiento

Definidos los puntos anteriores, y una vez seleccionada la topología, la activación de las neuronas y el tipo de neurona a utilizar, es necesario determinar la forma de entrenamiento. Como requisito para poder utilizar una red neuronal artificial, es necesario entrenarla y para realizar esto, se toma como punto de partida un conjunto de pesos aleatorios haciendo que el proceso de aprendizaje busque los pesos que permitan desarrollar de forma adecuada la tarea encomendada a la red. Este proceso esta conformado por una serie de pruebas iterativas mediante las cuales se van ajustando los componentes según el desempeño obtenido hasta lograr un nivel de resultados aceptable.

Considerando lo anterior, una red neuronal puede aprender debido a alguna de las siguientes razones:

- Desarrollo de una nueva conexión
- Eliminar conexiones existentes
- Cambio de los peso de conexiones
- Cambio de los valores de umbral en las neuronas
- Variación de alguna de las tres funciones de la neurona (activación, propagación y salida)

Existen varios tipos de aprendizajes de los cuales resulta importante mencionar dos:

- **Aprendizaje supervisado:** requieren que se les brinden una serie de datos clasificados, es decir, cada patrón de entrada empleado para su entrenamiento se encuentra asociado con un patrón de salida esperado [11]. Este tipo de tipo de aprendizaje presenta la ventaja de poder optimizar los parámetros para que la red cometa la menor cantidad de errores posibles, además de que al conocer las entradas y sus salidas, es posible determinar con precisión la cantidad de errores que se están cometiendo.

Por otro lado se presenta la desventaja de tener que con una base de datos para que el aprendizaje pueda funcionar de forma correcta, con el problema de poseer una escalabilidad limitada, es decir, se vuelven más lentas conforme aumenta la red.

- **Aprendizaje no supervisado o auto organizado:** estas no usa un "maestro" el cual les indique una clasificación correcta, por lo tanto tampoco poseen retroalimentación sobre esta [12]. Este tipo de aprendizaje se asemeja más al aprendizaje que emplea el cerebro, contrario al aprendizaje supervisado. Otra ventaja que este brinda es que solo requiere los patrones de entrada y no se requiere realizar la clasificación de los mismos. Por otro lado al indicarse la salida correcta, la red va a seguir generando resultados pero estos pueden no resultar los correctos o más adecuados para el problema evaluado. [21]

De acuerdo con Ramírez [24], el proceso de aprendizaje permite a la red neuronal realizar cambios a sus pesos para poder responder a las entradas que se le proporcio-

nen. Dichos cambios se traducen a destrucción, modificación o creación de conexiones.

El mismo autor resalta que:

“Durante el proceso de aprendizaje, los pesos de las conexiones de la red sufren modificaciones, por tanto se puede afirmar que este proceso ha terminado o ‘ha aprendido’ cuando los valores de los pesos permanecen estables o el margen de error es menor o igual al que se ha definido como aceptable.”

(Ramírez, 2012)

De acuerdo con Rajendra [9], El objetivo principal es cambiar los valores de los pesos de tal forma que la red no sólo asocie los patrones para valores de entrada y salida aprendidos durante el entrenamiento, sino que también provea resultados a patrones desconocidos o similares, otorgándole así la capacidad de *generalizar* resultados. Es por esta razón que resulta importante conocer cómo se modifican dichos valores, definir los criterios a emplear para cambiarlos para lograr que la red aprenda una nueva información. [24]

Dichos criterios determinan la *regla de aprendizaje* para la red. En esta se consideran dos tipos: el aprendizaje supervisado y el aprendizaje no supervisado, ambos mencionados anteriormente. Junto a estos se añade el momento en el cual la red puede “*aprender*” ya sea durante su funcionamiento (online) o fuera de este mientras se encuentra desconectada (offline).

Tanto el entrenamiento online como el offline presentan sus ventajas y desventajas, en el caso del aprendizaje online la red aprende de forma directa de los errores obtenidos de los resultados alterando los pesos de forma dinámica siempre y cuando se le presenten o posee información nueva para procesar, lo anterior causa que no se distinga entre fase de entrenamiento y de operación. Por su lado, el aprendizaje offline, también denominado *entrenamiento en lote* posee una fase de aprendizaje o entrenamiento y una fase de operación bien definidas. Contrario al entrenamiento online, los pesos permanecen fijos una vez que se haya terminado la fase de entrenamiento y no cambiarán hasta no llevar acabo otra.

3.2.5. Supervisión de un red neuronal

Mientras una red no haya terminado su entrenamiento se hace uso de una corrección de error para lograr obtener resultados adecuados. Rajendra [9] brinda tres definiciones involucradas en el proceso, estas corresponden a los patrones de entrenamiento (training pattern), entradas de enseñanza (teaching input) y el vector de error o vector de diferencia (error vector).

Los *patrones de entrenamiento* corresponden simplemente a un vector de entrada, del cual se conoce su respectiva salida. Por su parte, las entradas de enseñanza consisten de un vector de salida deseado para los patrones de entrenamiento proporcionados previamente. Finalmente, el vector de error es la diferencia entre el vector de salida esperado (entradas de enseñanza) y el resultado obtenido.

En [24] Ramírez menciona una técnica para corregir el error cometido por la red, la cual consiste de los siguientes pasos:

1. Inicializar los pesos de la red con valores aleatorios
2. Presentar un patrón de entrada y propagación de los valores hasta calcular la salida.
3. Adaptar los pesos basados en el error cometido teniendo en cuenta la salida esperada. Llevando a cabo el procedimiento mientras no se obtenga un error menor o igual al error aceptado.

3.2.6. Algoritmo de Backpropagation

Es un método de aprendizaje supervisado que consta de dos fases: en la primera se aplica un patrón de entrada el cual se propaga por toda la red a través de las distintas capas de esta generando de esta forma una salida. Una vez obtenido el resultado, se compara contra la salida deseada y se calcula el error cometido por cada una de las neuronas de salida. Luego se transmite el conjunto de errores hacia atrás en este caso tomando como punto de partida la capa de salida hacia el resto de neuronas localizadas en las capas intermedias [25]. Cabe destacar que el error recibido por cada neurona es proporcional a su contribución sobre el error total causado en la red. Por lo que tomándose dicho error como base se realizan ajustes a los pesos de las conexiones o pesos sinápticos de cada neurona.

3.3. Sistemas de Transporte Inteligente

Ezell en [27] pone en claro el hecho de que las Tecnologías de la Información han permitido obtener avances en el control de los sistemas de transportes al permitir que los elementos de este vehículos, caminos luces de tráfico, seales de mensajes, entre otras- se vuelvan inteligentes al emplear chips embebidos, así como sensores que les permitan comunicares unos con otros por medio del uso de tecnologías cableadas o inalámbricas. Los sistemas de transportes inteligentes o *Intelligent Transportation Systems* (ITS) que se han implementado a nivel mundial, han traído consigo mejoras significativas al desempeño del sistema de transporte, el cual abarca no sólo reducción de congestiones sino que también mejoras a la seguridad.

De acuerdo con el autor anterior, los ITS consisten de una gran gama de tecnologías y aplicaciones. Estas aplicaciones se pueden clasificar en cinco categorías:

- **Sistemas avanzados de información para viajeros**, que brindan información en tiempo real sobre rutas transitables y horarios o las direcciones de circulación, así como avisos sobre congestiones, accidentes o condiciones del tiempo.
- **Sistemas avanzados de gestión de transporte**: constituido por dispositivos de control de tráfico como lo son las seales de tráfico, seales de mensajes cambiantes o Variable Message Signs (VMS) y centros de operación de tráfico.
- **Sistemas de cobro de transportes**: dentro de este se encuentran dispositi-

vos para el cobro en carreteras como los peajes electrónico de cobro, sistemas basados en cuotas o sistemas de cobros por distancia recorrida.

- **Sistemas Avanzados de transporte pblico:** en los cuales se involucran trenes o buses de forma que estos informen sus ubicaciones reales para que los pasajeros conozcan esto.
- **Sistemas inteligentes de transportes completamente integrados:** este corresponde a sistemas más complejos en los que se involucran tanto a los vehículos que circulan como a las vías por las que estos pasan. Lo que se logra con este tipo de sistemas es establecer comunicaciones entre los activos mencionados y otros como sensores y seales de tráfico.

Dentro de las categorías mencionadas anteriormente, los Sistemas avanzados de gestión de transporte o *Active Transportation Management System* abarcan parte de los sistemas relacionados con el control de seales de tráfico. Su objetivo principal es maximizar la productividad y eficiencia del sistema de transporte mediante una administración adecuada y pertinente de la infraestructura con la que dispone la zona de cobertura logrando movilidad y accesibilidad. [28]

Gracias a estos sistemas, se logran beneficios en diferentes formas debido a que la ATM (Advanced Transportation Management) ayuda a reducir la probabilidad de accidentes [26], anunciar condiciones de las vías, direccionar el tráfico y planeamiento del mismo.

Algunas de las técnicas empleadas para esto son:

- **Armonización de velocidad:** consistiendo de ajustes dinámicos a los límites de velocidad en las autopistas basándose en los niveles de congestión.
- **Advertencias de filas:** corresponde al uso de seales capaces de cambiar mensajes denominadas *Variable Message Signs* (VMS). Permitiendo escribir notificaciones sobre posibles congestiones o cierres de carreteras de modo que los conductores puedan escoger rutas alternas.
- **Direccionamiento dinámico:** similar al anterior, con la variante de presentar a los conductores las guías a rutas alternas.
- **Sistemas de control de luces de tráfico:** manejo de los cambios de luces de los semáforos de acuerdo con las necesidades.

3.3.1. Sistemas de Control de Semáforos

Este tipo de sistemas se emplean para coordinar los semáforos y otras seales de tránsito localizados dentro de la red. La comunicación con estos se logra por medio de redes que los conectan a una computadora central o red de computadoras encargadas de administrar el sistema. Para lograr la coordinación se hace uso de diferentes tipos de implementaciones a través de técnicas basadas en tiempo o interconexiones cableadas.

Cabe destacar que el propósito principal de estos sistemas es dar tiempos de seales favorables para los conductores, además de proveer acceso a estas permitiendo a

3.3. SISTEMAS DE TRANSPORTE INTELIGENTE

los operadores del sistema controlar y darle mantenimiento. Como medida adicional, se cuenta con varios mecanismos de detección o visualización de los vehículos por medio de sensores o cámaras de vigilancia.

Para el funcionamiento de los semáforos se poseen dos formas: una operación con tiempos pre configurados o *pretimed operation* y otra operación accionada o *actuated operation*. Debido a las grandes cantidades de vehículos que circulan por las calles y a su flujo variable se obtiene un mejor funcionamiento cuando se utiliza el segundo tipo de operación.

Operación con tiempos pre configurados (Pretimed Operation) corresponde a la forma de operación en la cual las luces roja, amarilla y verde son temporizadas en intervalos fijos, debido a que se toman consideraciones sobre los patrones de tráfico al tratar de predecirlos de acuerdo a estimaciones de la hora del día. No obstante la cantidad de vehículos que circulan es muy variable causando que las predicciones a realizar no sean muy precisas. Por otro lado, resulta más económico llevar a cabo estas implementaciones ya que no requieren de sensores o detectores de tráfico en las intersecciones donde se localice algún semáforo de la red controlada.

Por su lado *la operación accionado (Actuated Operation)* consiste de controladores de tráfico y sensores de vehículos localizados en las vías que conducen a las intersecciones donde se han instalado los semáforos. El algoritmo de control que poseen se refiere principalmente a los intervalos cuando la luz verde ha de cambiar,

para los cuales se cuentan con cuatro formas claramente identificadas:

- **Se alcanza el límite de tiempo:** ocurre cuando el tiempo máximo indicado por el usuario, es alcanzado.
- **El flujo de tráfico cesa o disminuye:** esta forma se da cuando el espacio entre un flujo de tráfico y el otro es mayor al umbral determinado por el usuario, el controlador de la seal toma la decisión de cambiar la luz verde para favorecer los movimientos en otros sentidos que estén demandándolo.
- **Un semáforo fuerza la terminación:** al encontrar dentro de un sistema coordinado, el sistema mantiene las semáforos funcionando de forma que se realicen los cambios a propósito al forzar el cambio de los intervalos de luces verdes.
- **El semáforo es adelantado:** ocurre principalmente cuando un vehículo con prioridad, se aproxima a una intersección, causando que los intervalos de tiempo de otros semáforos se terminen para favorecer la prioridad de movimiento.

Con estos métodos definidos, se puede entender mejor este tipo de operación. Para este caso, todos los semáforos poseerán un intervalo mínimo de duración para la luz verde, y el tráfico en movimiento será atendido mientras se obtengan registros de los sensores indicando la detección de vehículos acercándose, es importante notar que estas aproximaciones deben de ser lo suficientemente frecuentes para no exceder el limite o umbral establece que causa el cambio de la luz. En caso de no de no

3.3. SISTEMAS DE TRANSPORTE INTELIGENTE

sucedier esto, los intervalos de luz verdes seguirán extendiéndose hasta que todos los vehículos hayan pasado o hasta que se alcance el límite establecido, lo que ocurra primero.

Capítulo 4

Marco Metodológico

4.1. Asunción

Tal y como se planteó anteriormente, con esta tesis se buscar obtener respuestas a la hipótesis:

El uso de redes neuronales posibilita la realización de un sistema de control de tránsito distribuido, donde se utilicen como parte de los parámetros datos proporcionados por los mismos semáforos y que permita administrar los tiempos de espera empleados por los conductores y aumentar la fluidez del tráfico.

Apartir de esta, se asume el hecho de que las redes neuronales permiten desarrollar este tipo de sistemas para el control de tráfico que sometido a diferentes factores lleve a cabo el reconocimiento de patrones y una administración adecuada de una red de semáforos.

4.2. Enfoque de Investigación

Debido a que la tesis busca definir que tan bien se adecúa la hipótesis planteada a la realidad objetiva, se dejan por fuera creencias o juicios subjetivos al respecto. De igual forma, el tema a investigar requiere de la realización de análisis estadísticos que permitan poder comparar los resultados obtenidos durante el proceso de aprendizaje y la realización respectivas de las pruebas a la red neuronal contra los datos que actualmente se obtienen como resultado del funcionamiento del sistema de control de tráfico del MOPT.

Por los motivos mencionados, no resulta factible utilizar un enfoque cualitativo para esta investigación. Por lo cual se define el uso del enfoque cuantitativo para la realización de la misma.

4.3. Tipo de Investigación

Al tenerse el propósito de relacionar la forma en que afecta el uso de redes neuronales a la realización de sistemas de control de tránsito, los cuales administren de forma adecuada los tiempos de espera en una red de semáforos, se escoge realizar un estudio correlacional entre el uso de redes neuronales y la administración de estos tiempos.

Lo que se busca es entender y saber cómo se comporta un sistema de este tipo

4.3. TIPO DE INVESTIGACIÓN

al lograr la incorporación de una red neuronal. Cabe destacar que dentro de este ámbito influyen una serie de factores:

- Eventos típicos como alto número de vehículos
- Eventos poco frecuentes como colisiones, carros varados, presencia de lluvia y reparaciones de vías.

Sumado a lo anterior, se encuentra el hecho de que cada uno de estos se puede presentar en un nivel diferente implicando una variación que favorezca o perjudique el desempeño logrado por la red neuronal.

Al tener efectos diferentes de acuerdo al nivel en que se presente cada factor, es necesario la realización de experimentos donde se cambien los factores para medir su efecto en la red, es decir, el diseño de la investigación cuantitativa a emplear corresponde a un *diseño experimental*.

Para este caso se pretende manipular de forma intencional las entradas de la red de forma que se puedan abarcar los escenarios mencionados. Todo esto se lleva a cabo con la finalidad de medir, por medio de análisis estadísticos, los efectos generados por cada nivel de los factores que incurren en un sistema de tránsito. Si bien las variables a afectar corresponden a los factores que incurren en el flujo del tránsito, su análisis en conjunto permitirán determinar la forma en que afecta la incorporación de redes neuronales a estos sistemas.

Como requisito para realizar este tipo de investigación, es necesario contar con

una validez interna de la situación que se experimenta. En otras palabras, se requiere saber el grado de confianza de que los resultados de los experimentos realizados son correctos o válidos. Es por esto que requiere definir un criterio el cual permita medir que tan precisos son los resultados. Esto forma parte de las acciones que se requieren realizar junto con la definición de las entradas y salidas de la red, aspectos detallados en los siguientes apartados.

4.4. Actividades Involucradas

4.4.1. Análisis de modelos actuales

Como parte inicial, es necesario analizar modelos que se han implementado hasta la fecha sobre la realización de sistemas de control de tránsito basados en redes neuronales. Cabe destacar que si bien existen diferentes modelos, únicamente se abarcarán los que se relacionen con el algoritmo de entrenamiento denominado *Backpropagation* o *propagación hacia atrás*. Para realizar esto, se contemplan las siguientes actividades:

1. **Analizar las técnicas empleadas para implementar la red:** corresponde a entender la forma que otros investigadores han desarrollado la red, es decir, qué acciones fueron consideradas para obtener un desempeño óptimo para la red. Siendo importante la forma en que han logrado la toma de decisiones dentro de una red de semáforos.

2. **Buscar y listar factores considerados:** como se mencionó anteriormente, los factores y sus respectivos niveles afectan el desempeño de la red, por lo cual es necesario obtener una lista adicional a la estipulada en los objetivos, la cual servirá de guía para descartar o si es posible agregar otros factores o las condiciones bajo las cuales se deberán presentar los que se poseen actualmente.
3. **Evaluar lista de factores:** una vez que se han obtenido los factores considerados en otras investigaciones, se proceder a evaluar cuales pueden ser aplicables al ambiente vivido en Costa Rica.
4. **Analizar el modelo de funcionamiento del sistema usado por el MOPT:** de forma que se pueda entender las políticas que se emplean para administrar los tiempos de los semáforos, así como el análisis empleado en el centro de control para los ajustes o modificaciones del mismo. Como parte inicial se obtendrán los registros de tiempos de duración de las luces, con los ajustes que estos hayan realizado para poder visualizar si los resultados generados en un inicio son correctos y en caso de no serlo, determinar el grado de variación según los cambios realizados por los operadores del sistema.
5. **Obtener un diseño base de la red:** una vez analizado los factores y la forma en que fueron diseñadas las redes en otros casos, se procederá a definir un modelo base para la red donde se pueda sintetizar aspectos abacados en los puntos anteriores.

4.4.2. Diseño la red

Definición de los elementos de la red

Parte fundamental de la realización de la red, es necesario definir las entradas, salidas y el criterio para medir qué tan buenos son los resultados generados por la red.

1. **Entradas de la red:** Como entrada de la red, se empleará un conjunto de datos provenientes de sensores simulados dentro del programa, estos representarán una forma en la cual se comunicaría la red con el exterior, dicha entrada llegará a la capa inicial de la red, es decir las neuronas de entrada, en forma de vector de valores generados por el o los sensores con los que disponga cada semáforo agente dentro del sistema distribuido. Sumado a lo anterior, la red neuronal de cada semáforo, recibirá un vector adicional de tamaño dinámico donde se obtenga el estado actual o decisión tomada de los semáforos adyacentes.
2. **Salidas de la red:** una vez tomada la decisión, la red neuronal de cada semáforo, generará un vector indicando el estado al que pasó el semáforo y el tiempo seleccionado para el cambio de luz.
3. **Criterio de validaz para los resultados:** para validar los resultados obtenidos por la red, se tomará como valor mínimo esperado los resultados generados por el sistema actual. El valor real esperado será buscado por medio de...

Creación del modelo de red

Una vez determinados los puntos anteriores, se procede a la creación de la red y la implementación del algoritmo de entrenamiento. Para este caso el algoritmo a emplear corresponde a backpropagation de acuerdo a las revisiones de referencias encontradas.

4.4.3. Creación programa de simulación

Una vez establecido el modelo de la red, se procederá a implementarlo mediante un lenguaje de programación junto con este se incluirá un programa de simulación el cual servirá para probar el algoritmo empleado en la red y determinar las decisiones necesarias durante cada prueba.

4.4.4. Simulación la red

De la lista de factores seleccionada en puntos anteriores, se procederá a simular cada uno de estos, tomando en cuenta una serie de niveles en los que estos se pueden presentar, cabe destacar que la zona a simular es limitada al rango de avenida: 2, 4 y 8, y las calles: 12, 10, 8 y 6 de San José.

Dicha simulación se realizará por medio del programa establecido anteriormente, tomando como parámetros de medición los datos previamente recolectados. Dentro de cada prueba generada, los resultados se compararán con estos registros del actual sistema de control de tránsito de forma que se tenga un punto de referencia para saber si la red está funcionando de la forma esperado o si requiere ajustes.

4.4.5. Iteración de simulaciones

Consiste en la repetición del punto anterior, resaltando el hecho de hacer comparaciones para determinar el grado de error cometido por la red. Cabe destacar que entre cada iteración se debe determinar el *criterio de validez de los datos* con base en el cual se sabrá si las salidas son las mejores para cada caso.

4.4.6. Evaluación de ambientes vividos y factores de San José

Por medio de análisis estadístico se procederá a contrastar los resultados obtenidos por el uso de la red contra los datos reales. De forma que se pueda obtener las diferencias a favor o en contra del uso de la red neuronal para la administración de los tiempos de espera en semáforos.