

Tesis Doctoral

Título

Categorización de la conducción vehicular peligrosa mediante un sistema difuso que combina variables objetivas adquiridas con sensores y variables subjetivas obtenidas a partir de un cuestionario

Que presenta

Carlos Javier Ronquillo Caña

Para obtener el grado de
Doctor en Ciencias de la Computación

Director

Dr. Pablo Pancardo García
Dra. Martha Patricia Silva Payró

Cuerpo Académico

Sensado y Procesamiento Inteligente de Datos

Línea de Generación y Aplicación del Conocimiento
Computación Distribuida Inteligente



UJAT

UNIVERSIDAD JUÁREZ
AUTÓNOMA DE TABASCO

"ESTUDIO EN LA DUDA. ACCIÓN EN LA FE"



Tesis Doctoral

Título

Categorización de la conducción vehicular peligrosa mediante un sistema difuso que combina variables objetivas adquiridas con sensores y variables subjetivas obtenidas a partir de un cuestionario

Que presenta

Carlos Javier Ronquillo Caña

Para obtener el grado de
Doctor en Ciencias de la Computación

Director

Dr. Pablo Pancardo García

Dra. Martha Patricia Silva Payró

Jurado: **Dr. Miguel Antonio Wister Ovando**
Dr. José Adán Hernández Nolasco
Dra. Cristina López Ramírez
Dr. Pablo Payró Campos
Dr. Matías García Constantino

Cuerpo Académico

Sensado y Procesamiento Inteligente de Datos

Línea de Generación y Aplicación del Conocimiento

Computación Distribuida Inteligente

Cunduacán, Tabasco, México

Julio 2022



UNIVERSIDAD JUÁREZ AUTÓNOMA DE TABASCO

DIVISIÓN ACADÉMICA DE CIENCIAS
Y TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN



F5: Liberación de Dirección de tesis

Cunduacán, Tabasco., a 02 de mayo de 2022.

MTE. Oscar Alberto González González

Director de la División Académica de Ciencias y Tecnologías de la Información
Presente

Por medio de la presente nos permitimos comunicarle que después de haber realizado las asesorías correspondientes al proyecto de titulación "**Categorización de la conducción vehicular peligrosa, utilizando un sistema difuso que combina variables objetivas adquiridas con sensores y variables subjetivas obtenidas a partir de un cuestionario**", elaborada por el C. Carlos Javier Ronquillo Caña, del Doctorado en Ciencias de la Computación, consideramos que el estudiante ha concluido satisfactoriamente, por lo que puede continuar con los trámites para la obtención del grado.

Sin otro particular, aprovechando la ocasión para enviarle un cordial saludo.

Atentamente


Dr. Pablo Pancardo García


Dra. Martha Patricia Silva Payró

c.c.p. Dr. Eddy Arquímedes García Alcocer – Encargado del despacho de la Coordinación de Posgrado
Integrantes de la Comisión Revisora
Estudiante





UNIVERSIDAD JUÁREZ AUTÓNOMA DE TABASCO


DIVISIÓN ACADÉMICA DE CIENCIAS Y TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN




Cunduacán, Tabasco, a 13 de junio de 2022.

En la Universidad Juárez Autónoma de Tabasco, de acuerdo al Reglamento de Estudios de Posgrado vigente, se revisó el trabajo de investigación titulado **“Categorización de la conducción vehicular peligrosa utilizando un sistema difuso que combina variables objetivas adquiridas con sensores y variables subjetivas obtenidas a partir de un cuestionario”**, realizado por el **C. Carlos Javier Ronquillo Caña**, estudiante del Doctorado en Ciencias de la Computación, para obtener el grado de Doctor en Ciencias de la Computación bajo la modalidad de Tesis.

Los integrantes del jurado, después de revisar el trabajo, y en virtud de que se han atendido satisfactoriamente las observaciones y recomendaciones, otorgamos nuestra aprobación para que continúe los trámites correspondientes a la obtención del grado.


Dra. Cristina López Ramírez

**Grado, Nombre y Firma
Profesor Investigador**


Dr. Pablo Payro Campos

**Grado, Nombre y Firma
Profesor Investigador**


Dr. Matías García Constantino

**Grado, Nombre y Firma
Profesor Investigador**


Dr. José Adán Hernández Nolasco

**Grado, Nombre y Firma
Profesor Investigador**


Dr. Miguel Antonio Wister Ovando

**Grado, Nombre y Firma
Profesor Investigador**

C.c.p. Dr. Eddy Arquímedes Gracia Alcocer. Encargado del despacho de la Coordinación de Posgrado.

Carretera Cunduacán-Jalpa Km. 1, Colonia Esmeralda, C.P. 86690.
Cunduacán, Tabasco, México.
Tel: (993) 358 1500 ext. 6727; (914) 336 0616; Fax: (914) 336 0870
E-mail: direccion.dacyti@ujat.mx

www.ujat.mx



UNIVERSIDAD JUÁREZ
AUTÓNOMA DE TABASCO

"ESTUDIO EN LA DUDA. ACCIÓN EN LA FE"



DIVISIÓN ACADÉMICA DE
CIENCIAS Y TECNOLOGÍAS
DE LA INFORMACIÓN



"2022, Año de Ricardo Flores Magón"

Cunduacán, Tabasco a 14 de junio de 2022

Oficio No. 0744/DACYTI/CP/2022

Asunto: Autorización de impresión de Tesis

C. Carlos Javier Ronquillo Caña
Matricula: 191H18003

En virtud de que cumple satisfactoriamente los requisitos establecidos en el Reglamento General de Estudios de Posgrado vigente en la Universidad, informo a Usted que se autoriza la impresión del trabajo recepcional "**Categorización de la Conducción vehicular peligrosa utilizando un sistema difuso que combina variables objetivas adquiridas con sensores y variables subjetivas obtenidas a partir de un cuestionario**", para presentar examen y obtener el Grado de Doctor en Ciencias de la Computación.

Sin otro particular, aprovecho la ocasión para enviarle un afectuoso saludo.

Atentamente

MTE. Óscar Alberto González González
Director



C.c.p. Dr. Eddy Arquímedes García Alcocer. - Encargado del Despacho de la Coordinación de Posgrado DACYTI
Archivo.
Consecutivo.
MTE'OAGG/EAGA

A

Carretera Cunduacán-Jalpa Km. 1, Colonia Esmeralda, C.P. 86690.
Cunduacán, Tabasco, México.
Tel: (993) 358 1500 ext. 6727; (914) 336 0616; Fax: (914) 336 0870
E-mail: direccion.dacyti@ujat.mx

www.ujat.mx



UNIVERSIDAD JUÁREZ AUTÓNOMA DE TABASCO

DIVISIÓN ACADÉMICA DE CIENCIAS
Y TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN



Cunduacán, Tabasco, a 28 de julio de 2022.

Asunto: Cesión de Derechos

MTE. Óscar Alberto González González

Director de la División Académica de Ciencias y Tecnologías de la Información

Presente

Los que suscriben la presente, declaramos que el trabajo de tesis titulado "CATEGORIZACIÓN DE LA CONDUCCIÓN VEHICULAR PELIGROSA UTILIZANDO UN SISTEMA DIFUSO QUE COMBINA VARIABLES OBJETIVAS ADQUIRIDAS CON SENSORES Y VARIABLES SUBJETIVAS OBTENIDAS A PARTIR DE UN CUESTINARIO" es de nuestra autoría intelectual y por lo tanto cedemos todos los derechos sobre este proyecto a la Universidad Juárez Autónoma de Tabasco, a la cual relevamos de cualquier sanción y asumimos responder a cualquier reclamo de derechos de autor ante las autoridades competentes.

Atentamente:


Dr. Pablo Pancardo García


Dra. Martha Patricia Silva Payró


Dr. Carlos Javier Ronquillo Caña

c.c.p. Dr. Eddy Arquimedes García Alcocer. Encargado del despacho de la Coordinación de Posgrado.
Estudiante.



CARTA DE AUTORIZACIÓN

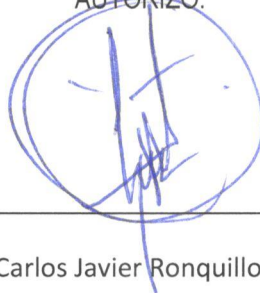
El que suscribe, autoriza por medio del presente escrito a la Universidad Juárez Autónoma de Tabasco para que utilice tanto física como digitalmente la Tesis de grado denominada "CATEGORIZACIÓN DE LA CONDUCCIÓN VEHICULAR PELIGROSA UTILIZANDO UN SISTEMA DIFUSO QUE COMBINA VARIABLES OBJETIVAS ADQUIRIDAS CON SENSORES Y VARIABLES SUBJETIVAS OBTENIDAS A PARTIR DE UN CUESTINARIO" de la cual soy autor y titular de los derechos de autor.

La finalidad del uso por parte de la Universidad Juárez Autónoma de Tabasco de la tesis antes mencionada, será única y exclusivamente para la difusión, educación y sin fines de lucro, autorización que se hace de manera enunciativa y no limitativa para subir a la Red Abierta de Biblioteca Digital (RABID) y a cualquier otra red académica con la que la Universidad tenga relación institucional.

Por lo antes manifestado, libero a la Universidad Juárez Autónoma de Tabasco de cualquier reclamación legal que se pudiera ejercer respecto al uso y manipulación de la tesis antes mencionada y para los fines estipulados en este documento.

Se firma la presente autorización en la ciudad de Cunduacán, Tabasco a los 28 días del mes de Julio del año 2022.

AUTORIZÓ:



Dr. Carlos Javier Ronquillo Caña

Publicaciones

En el siguiente listado se mencionan los artículos derivados de la investigación.

1. Ronquillo-Cana, C.J.; Pancardo, P.; Silva, M.; Hernández-Nolasco, J.A.; Garcia-Constantino, M. (2022). Fuzzy System to Assess Dangerous Driving: A Multidisciplinary Approach. *Sensors*, Vol. 22, No. 10, 3655. <https://doi.org/10.3390/s22103655>
2. Ronquillo, C. J., Pancardo García, P., y Silva Payró, M. P. (2021). Comparación de los Procesos Analítico Jerárquico (AHP) y Analítico Jerárquico Difuso (FAHP) para Jerarquizar los Criterios de la Conducción Vehicular Peligrosa. *Revista Investigación Aplicada, un enfoque en la Tecnología*. Año 6, No. 12, pp. 290-299.
3. Ronquillo Caña, C. J., Pancardo García, P. (2019). Clasificación del Estilo de Conducción en Sistemas de Transportación Inteligentes: Revisión de Literatura. En *Colección de Avances en Tecnologías de la Información 1a. ed.*, Vol. 5, pp. 255-265. Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.

Resumen

La conducción peligrosa puede causar accidentes, lesiones y pérdida de vidas. Una evaluación eficaz ayuda a identificar la ausencia o el grado de conducción peligrosa para tomar las decisiones adecuadas durante la conducción. Estudios previos evalúan la conducción peligrosa mediante dos enfoques: (i) utilizando dispositivos electrónicos o sensores que proporcionan variables objetivas (aceleración, giros y velocidad), y (ii) analizando las respuestas a los cuestionarios de la ciencia de la conducta, que proporcionan variables subjetivas (pensamientos de conducción, opiniones y percepciones del conductor); sin embargo, creemos que una evaluación holística y más realista requiere una combinación de ambos tipos de variables. Por lo tanto, proponemos un sistema difuso de tres fases con un enfoque multidisciplinario (Ciencias de la Computación, y Humanidades y Ciencias de la Conducta) que aprovecha los puntos fuertes de los sensores integrados en los teléfonos inteligentes y los cuestionarios que evalúan el comportamiento del conductor y la deseabilidad social. Nuestra propuesta combina variables objetivas y subjetivas con lo cual mitiga las debilidades de las disciplinas utilizadas (errores de lectura de los sensores o falta de honestidad de los encuestados). Los métodos utilizados son de probada fiabilidad en cada disciplina, y sus salidas alimentan un sistema difuso combinado utilizado para manejar la vaguedad de las variables de entrada, obteniendo un resultado personalizado para cada conductor. Los resultados obtenidos utilizando el sistema propuesto en un escenario real fueron eficientes en un 84.21 %, y los validamos con las opiniones de expertos en movilidad. El sistema difuso presentado puede servir de apoyo a los sistemas de transporte inteligente, la seguridad en la conducción o la selección de personal (conductores).

Agradecimientos

El presente trabajo lo dedico en primer lugar a Dios, por ser el inspirador, darme la salud, fuerza y oportunidad de continuar en este proceso de lograr mis metas.

A mis padres, por su amor, trabajo y sacrificio en todos estos años; por los consejos, valores y principios que me han inculcado; gracias a ustedes he logrado mis sueños y me he convertido en quien soy. Es un orgullo y privilegio ser su hijo, son los mejores padres.

A mi esposa Elba, y a mis hijos Diana y Carlos, por ser un apoyo para mí en todo momento y por ser la fuente de motivación para seguir adelante en este camino de la superación personal.

Agradezco a nuestros docentes por haber compartido sus conocimientos a lo largo de la preparación de nuestra investigación.

A mis compañeros Obed y Fabricio, por ser excelentes compañeros de generación y de quienes he aprendido mucho, gracias por su apoyo y amistad.

Al CONACYT, a la UJAT, a la DACYTI y a todo el personal que hace posible que tengamos la oportunidad de cursar posgrados de este nivel en nuestro Estado.

Finalmente quiero expresar mi más grande y sincero agradecimiento al Dr. Miguel Antonio Wister Ovando, al Dr. José Adán Hernández Nolasco y a mis asesores la Dra. Martha Patricia Silva Payró y el Dr. Pablo Pancardo García, quienes con su disposición, colaboración, dirección, conocimiento y enseñanza, permitieron la culminación de este trabajo.

Introducción

Los sistemas de información basados en la lógica difusa buscan un resultado de clasificación empleando un motor de inferencia basado en reglas. Estos sistemas, conocidos como sistemas difusos, pretenden hacer frente a la vaguedad del razonamiento humano, expresado lingüísticamente mediante el uso de formalismos. A las expresiones lingüísticas hay que asignarles un valor cuantitativo, que determine el grupo al que pertenece una variable en el universo del discurso, por lo que es necesario cuantificar el valor de las variables. Esta objetividad implica que a menudo se requieran dispositivos electrónicos para las mediciones, de modo que los valores puedan ser considerados como objetivos [Yang et al., 2018].

Sin embargo, existen muchos escenarios en los que las percepciones de los usuarios pueden ser de gran importancia para alimentar el sistema difuso. Por ejemplo, un diagnóstico basado en la experiencia de un médico, la determinación de la calidad de un producto o servicio a partir de las opiniones de los clientes, o la evaluación del comportamiento de las personas a partir de sus autoevaluaciones. En estos escenarios, los valores de las variables no pueden obtenerse mediante equipos de medición, por lo que es necesario utilizar herramientas autoadministradas, como cuestionarios, para que los usuarios participantes respondan. En consecuencia, se trata de valores subjetivos [Aljaafreh et al., 2012].

Hasta donde se ha revisado en la literatura, faltan investigaciones sobre modelos de sistemas difusos que permitan alimentar un sistema que combine valores objetivos y subjetivos. Nuestra hipótesis es que un sistema difuso que combine variables objetivas y subjetivas, puede ayudar a resolver problemas sociales complejos. Por lo tanto, proponemos un modelo de sistema difuso en el que: (i) dispositivos con sensores obtengan datos para alimentar las variables objetivas, y (ii) se adquieran respuestas mediante cuestionarios o autoreportes, que

proporcionarán valores a las variables subjetivas del sistema. Preprocesamos los datos subjetivos para cuantificarlos como variables subjetivas, para utilizarlos como variables de entrada o en las reglas de inferencia.

Nuestro modelo de sistema difuso con enfoque multidisciplinario se compone de tres etapas. La primera etapa consiste en captar los datos objetivos (valores numéricos) y los datos subjetivos (percepciones). La segunda etapa consiste en el procesamiento de los datos objetivos y subjetivos mediante dos sistemas de clasificación: Sistema Difuso Objetivo (SDO) y Sistema Difuso Subjetivo (SDS). Por último, la tercera etapa consiste en un Sistema Difuso Combinado (SDC), en el que se combinan los resultados de la clasificación de los datos objetivos y subjetivos, y se obtiene un resultado final. El modelo propuesto se aplicó a un caso de estudio, sobre la evaluación de la conducción peligrosa, resultante de una conducción agresiva, cognitiva/emocional negativa y riesgosa.

El presente trabajo de investigación tiene dos contribuciones. (1) Un modelo de sistema difuso de tres etapas con enfoque multidisciplinario que combina variables objetivas y subjetivas. Los valores de las variables objetivas son numéricos y precisos, mientras que las variables subjetivas toman valores de las percepciones y opiniones humanas, las cuales pueden ser ambiguas e imprecisas. El modelo de referencia pretende representar tanto las variables objetivas como las subjetivas presentes en muchos escenarios de clasificación. (2) Una nueva forma de evaluar la conducción peligrosa, que resulta de los comportamientos agresivos, cognitivo/emocional negativos y riesgosos al volante, hacia otros conductores. La nueva evaluación a partir de la aplicación del modelo de referencia combina valores objetivos obtenidos con sensores electrónicos de ingeniería (sensores de aceleración, de curvas, de localización y de velocidad) y valores subjetivos (a partir de un cuestionario autoaplicado sobre conducción peligrosa de vehículos y otro cuestionario sobre deseabilidad social para medir la necesidad de aceptación y aprobación social).

Los cuestionarios de las ciencias del comportamiento, son útiles para alimentar los sistemas difusos con las opiniones y percepciones de los usuarios. Por lo tanto, la aplicación de nuestro modelo implica considerar aspectos objetivos y subjetivos a la evaluación de la conducción vehicular, haciéndola más acorde y representativa de los factores que pueden

intervenir durante la conducción.

El resto del trabajo se organiza como sigue. En el Capítulo 1 se explican las Generalidades del enfoque propuesto. En el Capítulo 2 se detalla el Marco Teórico. El Capítulo 3 presenta la implementación del modelo en el caso de estudio. En el Capítulo 4 se informan y analizan los resultados del experimento. En el Capítulo 5 se presentan las conclusiones y los comentarios finales. Por último, en el Capítulo 6 se presentan los apéndices y anexos.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.
México.

Contenido

1. Generalidades	1
1.1. Antecedentes	1
1.2. Planteamiento del problema	2
1.2.1. Definición del problema	2
1.2.2. Delimitación	5
1.3. Hipótesis	6
1.4. Objetivos	7
1.4.1. Objetivo general	7
1.4.2. Objetivos específicos	7
1.5. Justificación	7
2. Marco teórico	9
2.1. Conceptual	9
2.1.1. Conducción vehicular peligrosa	10
2.1.2. Cuestionarios	11
2.1.3. Proceso Analítico Jerárquico (AHP)	12
2.2. Tecnológico	13
2.2.1. Dispositivos	13
2.2.2. Técnicas y métodos	14
2.3. Referencial	16
2.4. Legal	22

3. Experimento	24
3.1. Caso de estudio	26
3.2. Implementación del modelo en el caso de estudio	27
3.3. Evaluación empírica de la solución	37
3.4. Participantes	38
3.5. Ruta seleccionada	38
3.6. Vehículo y colocación de dispositivos	39
3.7. Teléfonos inteligentes y Apps	45
3.8. Video de la ruta	48
3.9. Cuestionarios	49
3.9.1. Índice de Conducción Peligrosa de Dula (DDDI)	49
3.9.2. Escala de Deseabilidad Social Marlowe - Crowne (M-C SDS)	50
4. Resultados y Discusión	51
4.1. Resultados	51
4.1.1. Fase de recolección de datos	51
4.1.2. Fase de procesamiento de datos	55
4.1.3. Fase de evaluación de datos	59
4.1.4. Validación	61
4.2. Discusión	63
5. Conclusiones	67
6. Apéndices y anexos	70
6.1. Apéndices	70
6.2. Anexos	71
Referencias	85

Lista de figuras

3.1. Modelo de referencia.	26
3.2. Etapa de recolección de datos.	28
3.3. Etapa de procesamiento de datos.	29
3.4. Etapa de evaluación de datos.	31
3.5. Diagrama de funciones de pertenencia del Sistema Difuso Objetivo (SDO). . .	32
3.6. Diagrama de funciones de pertenencia del Sistema Difuso Subjetivo (SDS). .	33
3.7. Diagrama de funciones de pertenencia del Sistema Difuso Combinado (SDC). .	34
3.8. Conductor durante la prueba.	38
3.9. Ruta recorrida en cada prueba.	39
3.10. Dispositivo en medallón.	40
3.11. Dispositivo sujetado con pinzas porta celular y ligas.	41
3.12. Dispositivo sujetado con pinzas porta celular y elástico.	42
3.13. Dispositivo colocado en el centro de masa del vehículo.	43
3.14. Dispositivo colocado en el retrovisor del vehículo.	44
3.15. Sensor Kinetics Pro App. Configuración de sensores.	46
3.16. Kmh Counter App. Registro de pruebas.	47
3.17. Video de la ruta.	48
4.1. Resultados del Sistema Difuso Objetivo (SDO).	55
4.2. Jerarquías en AHP.	56
4.3. Resultados del Sistema Difuso Subjetivo (SDS).	59
4.4. Clases derivadas del Sistema Difuso Combinado (SDC).	61

4.5. Comparaciones contra la opinión de los expertos.	62
4.6. Matriz de confusión, sensibilidad y precisión balanceada.	63
6.1. Carta para la División Académica de Informática y Sistemas (DAIS).	72
6.2. Carta para la División Académica de Ciencias Básicas (DACB).	73
6.3. Carta para la División Académica de Ingeniería y Arquitectura (DAIA).	74
6.4. Dictamen CIEI. Dictamen Ético de la Comisión Institucional de Ética en Investigación. Hoja 1.	75
6.5. Dictamen CIEI. Dictamen Ético de la Comisión Institucional de Ética en Investigación. Hoja 2.	76
6.6. DDDI en español, adaptado y contextualizado. Hoja 1.	77
6.7. DDDI en español, adaptado y contextualizado. Hoja 2.	78
6.8. DDDI en español, adaptado y contextualizado. Hoja 3.	79
6.9. Bus de datos de la Red de Área de Controladores (CAN bus).	80
6.10. DDDI versión original en inglés. Hoja 1.	81
6.11. DDDI versión original en inglés. Hoja 2.	82
6.12. Cuestionario MC-SDS versión en español.	83
6.13. Sistema de diagnóstico a bordo (OBD).	84

Lista de tablas

2.1. Escala de la matriz por pares de Saaty.	12
4.1. Lectura de los sensores.	52
4.2. Respuestas del DDDI.	53
4.3. Respuestas del M-C SDS.	54
4.4. Matriz por pares DDDI.	56
4.5. Prioridades de las subescalas.	56
4.6. Pesos de las respuestas del DDDI.	57
4.7. Índices de Consistencia.	58
4.8. Resultados numéricos del Sistema Difuso Combinado (SDC).	60

Capítulo 1

Generalidades

1.1. Antecedentes

Los trabajos de investigación referentes al uso de sensores en los sistemas de transportación son cada vez más frecuentes, podemos encontrar una gran variedad de experimentos que tienen como objetivo incrementar la seguridad y comodidad de los usuarios [Chhabra et al., 2017], para lo cual se requiere analizar los movimientos del vehículo durante su conducción. Existen algunos investigadores que han empleado dispositivos como el Controller Area Network - Bus (CAN-Bus), mediante una conexión a través del On Board Diagnostic (OBD) de los automóviles, para tener acceso a la información de los sensores con los que cuenta el vehículo [AbuAli, 2015] [Karaduman and Eren, 2017]; también hay quienes han instalado dispositivos más especializados al interior del vehículo tales como cámaras de video, sensores en el volante y sensores en la suspensión de los automóviles. Otros han realizado experimentos con dispositivos como lo es el teléfono inteligente, el cual es una herramienta accesible, económica y que cuenta con sensores como el acelerómetro, el giroscopio y el Sistema de Posicionamiento Global (GPS), que permiten analizar los movimientos de los vehículos [Akhtar et al., 2014] [Castignani et al., 2015], considerando variables como la velocidad, el frenado, baches, topes y condiciones ambientales [Dai et al., 2010] [Eboli et al., 2016] [Chhabra et al., 2017], mediante el empleo de algoritmos de Inteligencia Artificial (IA) [Karaduman and Eren, 2017].

Los investigadores emplean una gran variedad de técnicas y métodos de inteligencia artificial para analizar los movimientos del vehículo, estos algoritmos que permiten evaluar los datos obtenidos a través de sensores, han demostrado ser eficientes y eficaces en esta tarea. Gracias a estos trabajos de investigación algunos autores proponen clasificaciones del comportamiento del conductor como: peligroso, agresivo, riesgoso (imprudente), seguro, inseguro, errático, distraído, entre otras [Johnson and Trivedi, 2011] [Meiring and Myburgh, 2015] [Koh and Kang, 2015] [Boonmee and Tangamchit, 2009].

Adicionalmente al estudio de los movimientos del vehículo, para llevar a cabo una clasificación del comportamiento de conducción, también puede analizarse al conductor desde el punto de vista de su forma de pensar y actuar, para lo cual existen herramientas como los cuestionarios, entrevistas y autorreportes. Los cuestionarios pueden usarse para recabar los datos generales de los encuestados [Arbabzadeh and Jafari, 2017] o para validar las mediciones obtenidas mediante sensores [Hong et al., 2014]; y los autorreportes (autoinformes) pueden emplearse para conocer información referente a infracciones y accidentes [Magableh, 2016].

Algunas de las investigaciones orientadas al análisis del comportamiento del conductor tienen como motivante principal que la conducción peligrosa es un predictor de los accidentes viales [Wang et al., 2018] [NIH, 2014].

1.2. Planteamiento del problema

1.2.1. Definición del problema

A nivel mundial existe la preocupación por evitar las colisiones de tránsito ya que estas representan mayores problemas de salud en los afectados y en sus familias. La Organización Mundial de la Salud (OMS) en su informe sobre el estado mundial de la seguridad vial reconoce que las lesiones causadas por los accidentes de tránsito, constituyen la principal causa de muerte en niños y jóvenes entre los 5 y 29 años [WHO, 2018], esto hace que la falta de seguridad vial y los accidentes de tránsito sean considerados un problema de salud pública mundial. En el año 2016, se perdieron 1.4 millones de vidas en accidentes de tránsito en los países de bajos y medianos ingresos, donde alrededor de tres cuartas partes de las víctimas

fueron varones [OMS, 2018].

En la región de las Américas, en el año 2016, los traumatismos provocados por los accidentes de tránsito provocaron 154,997 defunciones, 11,283 más que en el año 2013, según la Organización Panamericana de la Salud (OPS) [OPS, 2019]. Dicho organismo también hace referencia a que además de las pérdidas de vidas, muchas otras miles de personas sufren de traumatismos causados por los accidentes de tránsito que provocan discapacidades temporales o permanentes, y que las principales víctimas mortales siguen siendo hombres menores de 29 años.

En México, los accidentes de tránsito también se encuentran dentro de las diez principales causas de muerte, en el año 2016 se tuvieron 16,185 decesos por este motivo, lo que representó el 43.2 % del total de lesiones por los accidentes en ese año [SS/STCONAPRA, 2018]. Durante 2016 las tasas de mortalidad por accidente de tránsito más altas en la República Mexicana se registraron en las siguientes entidades federativas: Zacatecas (28.8 %), Tabasco (26.8 %) y Sinaloa (24.2 %) [SS/STCONAPRA, 2018].

Considerando el tipo de usuario, se tiene que la mayor cantidad de muertes por accidentes de tránsito está representada por 7,137 atropellamientos fatales a peatones (44 %), seguida de 5,571 ocupantes de vehículo (34.4 %), 3,162 motociclistas (19.5 %) y 315 ciclistas (1.9 %). Sin embargo, si se toman en cuenta solamente los usuarios vulnerables de la vía pública (sin considerar a ocupantes de vehículo), entonces el porcentaje representa el 65.4 %, es decir que casi siete de cada diez muertos en accidentes de tránsito en México en el año 2016 correspondieron a estos usuarios [SS/STCONAPRA, 2018].

En Tabasco se registraron, según el INEGI en el año 2018, un total de 3,722 accidentes de tránsito terrestres en zonas urbanas y suburbanas, de los cuales considerando el tipo de vehículo involucrado, 2,538 correspondieron a automóviles (68.19 %), 45 a camioneta de pasajeros (1.21 %), 2 a microbús (0.05 %), 29 a camión urbano de pasajeros (0.78 %), 1 a ómnibus (0.03 %), 462 a camioneta de carga (12.41 %), 89 a camión de carga (2.39 %), 28 a tractor con o sin remolque (0.75 %), 448 a motocicleta (12.04 %), 19 a bicicleta (0.51 %) y 61 a otros (1.64 %) [INEGI, 2019].

Un problema que se ha detectado en la mayoría de los países es la conducción imprudente,

lo que es un motivo de preocupación para todos, ya que es la causa principal de muchos accidentes viales [Nawawi et al., 2018]. En México se tiene como ejemplo el caso del Estado de Tabasco, donde los accidentes de tránsito fatales representan un problema grave para la salud pública [Hurtado et al., 2014] y donde las principales circunstancias que contribuyeron con los accidentes fueron la velocidad excesiva, no guardar la distancia adecuada y la imprudencia o intención [DGST, 2017].

El estilo de conducción es una variable relevante que permite comprender el comportamiento y las percepciones mientras se conduce, además de ser un factor humano que está correlacionado con los accidentes de tráfico [Wang et al., 2018]. Siempre que exista algo que provoque que un conductor desvíe su mirada de la carretera o distraiga su atención puede ser peligroso, crea una situación especialmente riesgosa [NIH, 2014].

Algunos investigadores han enfocado su esfuerzo en contribuir a la solución de los problemas de vialidad empleando los avances tecnológicos más recientes, prácticos y económicos, como por ejemplo los teléfonos inteligentes [Akhtar et al., 2014][Castignani et al., 2015]. Cada día se pueden encontrar diferentes propuestas enfocadas a prevenir los accidentes viales; sin embargo, en la revisión de literatura no se ha encontrado una investigación que presente una alternativa que contemple una cantidad de factores adecuada que permita realizar una categorización integral y más apegada a la realidad. Existen autores que recomiendan que se tomen en cuenta factores como el medio ambiente, el vehículo, el conductor [Chhabra et al., 2017], datos biológicos y psicológicos del conductor [Karaduman and Eren, 2017], aunque ellos no los hayan considerado en su investigación.

Existen trabajos que emplean sensores para capturar los movimientos del vehículo durante la conducción, a pesar de que esta solución tiene una eficacia de reconocimiento del comportamiento de conducción en escenarios reales no mayor al 80 % [Meseguer et al., 2013] y hay dependencia de la calibración de los dispositivos [Li et al., 2017] [Castignani et al., 2015]. Por otra parte, las investigaciones donde se utilizan cuestionarios sólo basan su clasificación del comportamiento de conducción en las percepciones de autorreporte del conductor [Hong et al., 2014]. En este caso las respuestas son una representación estática de un momento dado en el tiempo, es decir, provienen de la combinación de factores que en

ese momento imperan, por ejemplo los ambientales, fisiológicos, afectivo-emocionales, entre otros [Muñoz, 2002]. Como se puede apreciar, la identificación del comportamiento de conducción lo más apegada a la realidad, dados los factores que considera, requiere que tome en cuenta aspectos como personalidad, actitudes, variables medioambientales, estado del camino, nivel de tráfico, hora del día, cantidad de horas conduciendo [SCT, 2018], por mencionar algunos. Adicionalmente, lo ideal es que la detección se realice en tiempo real [Dimitrakopoulos and Demestichas, 2010] con información de contexto del escenario donde se realiza la conducción vehicular [Castignani et al., 2015].

1.2.2. Delimitación

Dentro de las restricciones y alcances de la presente investigación, se pueden mencionar las siguientes:

Se consideró la transportación que es usada comúnmente, es decir, aquella que requiere forzosamente de un conductor, dejando a un lado el transporte autónomo o robótico.

El contexto en el que se realizó la investigación abarca el transporte particular de la ciudad de Villahermosa, Tabasco, donde se seleccionó una ruta que presentaba condiciones ideales para evaluar la conducción vehicular peligrosa, tales como semáforos, escuelas, topes, baches, rotondas, paradas de transporte público, entre otros. Para dicha evaluación se consultó a las autoridades de movilidad de la localidad.

El presente trabajo está enfocado en parte, sobre la autopercepción del manejo del conductor del transporte particular, sin considerar la opinión de los acompañantes ni la de los usuarios de la vía pública.

Algunos autores se refieren de manera indistinta a los conceptos de comportamiento del conductor y estilos de conducción, es decir, los manejan como sinónimos. Para efectos de la presente investigación, se hará referencia al concepto como comportamiento del conductor porque éste incluye el estilo de conducción [Elander et al., 1993].

Las dimensiones a considerar serán seleccionadas de los sensores y el cuestionario empleados, dejando a un lado factores como horarios de mayor tráfico, temperatura, lluvia, malestar o enfermedad del conductor, horas trabajadas, consumo de alcohol y drogas, fallas mecánicas

del vehículo, entre otros.

Se realizó la traducción, adaptación, contextualización y la prueba de validez del instrumento cuestionario Índice de Conducción Peligrosa de Dula (DDDI, por sus siglas en inglés), mediante la aplicación del instrumento a una población prueba de 303 participantes. Después del Análisis Factorial Exploratorio (EFA) y el Análisis Factorial Confirmatorio (CFA) en el contexto mexicano del DDDI, se confirmó la estructura de tres factores del instrumento, quedando un instrumento con un menor número de ítems. Este trabajo realizado está en proceso de publicación y por así convenir a nuestra investigación se decidió emplear el instrumento original traducido al español. Posteriormente se llevó a cabo la aplicación a una población final que estuvo representada por conductores particulares.

La herramienta cuestionario se aplicó mediante encuesta y tuvo una escala tipo Likert para medir la auto percepción del conductor sobre su forma de conducir, las respuestas posibles fueron: siempre, casi siempre, a veces, casi nunca y nunca.

El estado del arte se obtuvo a partir de búsquedas en bases de datos de artículos como ScienceDirect, Ebsco, Scopus, Web of Science, Google Scholar, entre otras, donde las palabras clave usadas fueron sensores, estilos de conducción, comportamiento de conductores, conducción peligrosa, cuestionarios, ciudades inteligentes y Sistemas de Transportación Inteligentes (ITS).

La presente investigación es un trabajo interdisciplinario, donde se combinan las áreas de Ciencias de la Computación con Humanidades y Ciencias de la Conducta.

1.3. Hipótesis

El uso combinado de las mediciones de los sensores y las condiciones personales del conductor en un sistema difuso, permite una categorización más representativa de la realidad de la conducción vehicular peligrosa.

1.4. Objetivos

A continuación se presentan los objetivos general y específicos que sirvieron de guía para esta investigación.

1.4.1. Objetivo general

Categorizar la conducción vehicular peligrosa utilizando un sistema difuso, que combina las mediciones adquiridas con sensores y las condiciones personales del conductor obtenidas a partir de un cuestionario.

1.4.2. Objetivos específicos

- Determinar las variables objetivas y sus valores a partir de las mediciones de los sensores.
- Determinar las variables subjetivas y sus valores a partir de los cuestionarios.
- Definir un método de categorización que combine ambos tipos de variables.

1.5. Justificación

Existe un problema de salud pública reconocido a nivel mundial por la Organización Mundial de la Salud (OMS), el referente a las colisiones de tránsito, las cuales provocan muertes, pero también muchos lesionados que en ocasiones tienen secuelas que les impiden continuar su vida como la tenían antes del accidente. Entidades como la Organización de las Naciones Unidas (ONU) han realizado acuerdos sobre la seguridad de los transportes, y con el apoyo de otros organismos como la OMS, trabajan en programas para promover medidas en todos los países orientados a mejorar la seguridad vial y por lo tanto prevenir accidentes de tránsito, ya que se tiene presente que a mayores colisiones de tránsito, mayores problemas de salud [ONU, 2018].

1.5. JUSTIFICACIÓN

La ONU y la OMS organizan anualmente la semana global de seguridad vial que en el año 2019 tuvo como slogan “salve vidas”, tiene como objetivos que la sociedad genere demandas para un liderazgo en seguridad vial que salve vidas e inspirar a líderes a tomar acción en este ámbito, tales como gobiernos, organismos internacionales, organizaciones no lucrativas (ONG), fundaciones, escuelas, universidades, y empresas públicas y privadas [ONU, 2019]. En el año 2011 se publicó el Decenio de la Seguridad Vial, que es un acuerdo de los gobiernos desde Nueva Zelanda hasta México, donde se comprometen a adoptar nuevas medidas para salvar vidas en sus carreteras [Peden, 2010].

Como se puede observar, el concepto de movilidad ha adquirido relevancia a nivel mundial, por lo que se presentan tres principales retos para la movilidad urbana, el primero es una adecuada planificación urbana y desarrollo orientado al transporte, el segundo una movilidad eficiente y sustentable, y el tercero una movilidad segura. Dentro de las recomendaciones se tienen un nuevo modelo de desarrollo urbano, mejorar el transporte público, favorecer el transporte no motorizado y una infraestructura vial incluyente y accesible [Graham, 2019].

La seguridad vial es un tema de derechos humanos y en México están respaldados por los artículos 1 y 3 de la Constitución Política de los Estados Unidos Mexicanos. Partiendo de esta premisa actualmente se tiene en proyecto la iniciativa de la Ley General de Seguridad Vial para el Estado de Tabasco, la cual tiene como finalidad regular los derechos de las personas en su desplazamiento por las vías públicas e infraestructura y su objetivo es salvaguardar la integridad física de las personas [Cornelio, 2019].

Existe un área de oportunidad para presentar una propuesta que contribuya al apoyo de la toma de decisiones en lo que se refiere a la seguridad en el transporte y la salvaguarda de la integridad de las personas, como choferes, conductores particulares, peatones, motociclistas y ciclistas, en general a todos los usuarios involucrados directa e indirectamente.

El hecho de considerar una variedad de factores al formular propuestas de solución, permite que ésta sea integral y al considerar variables que se presentan justo en el momento de la medición, entonces se tiene una propuesta de solución situacional, más apegada a la realidad y personalizada para cada conductor [Garcia-Constantino et al., 2014].

Capítulo 2

Marco teórico

2.1. Conceptual

Las ciudades hoy en día cuentan con tecnologías de la información para facilitar la vida de sus habitantes, como dispositivos digitales orientados a lograr la eficacia en el uso de la energía, facilitar la vialidad del transporte público y privado, uso de la información generada por los dispositivos computacionales que se encuentran interconectados, en fin, existen muchas características que podemos identificar en zonas urbanas y que hacen que estas sean llamadas ciudades inteligentes [Albino et al., 2015].

La comunicación entre los dispositivos digitales mediante conexiones inalámbricas la tenemos presente en diferentes ámbitos, como en el hogar, en los medios de transporte, en la sociedad e incluso en los organismos nacionales como la milicia. Gracias a esta interconexión, es posible hacer uso de aplicaciones como los sistemas de cámaras de vigilancia o usar sensores en los sistemas de transportación [Talari et al., 2017].

Los ITS están orientados principalmente a incrementar la seguridad y la comodidad de los pasajeros y conductores, lo cual es posible gracias al uso de sensores. Existe una gran variedad de ITS; sin embargo, a pesar de que este concepto puede ser aplicable a cualquier clase de transportación, es decir, aérea, marítima, espacial, actualmente están orientados principalmente a la transportación terrestre.

La eficacia de los ITS también dependen de factores como el medio ambiente y el conduc-

tor, y no tan sólo del vehículo. Al referirnos al conductor, se pueden agregar factores como la experiencia, la distracción y la fatiga [Chhabra et al., 2017], lo que permite dimensionar el problema que puede generar sin importar qué tan confiable sea un ITS.

Adicionalmente, el comportamiento y la actitud del conductor están correlacionadas con las violaciones de tránsito, lo cual ha demostrado ser un predictor de accidentes [Magableh, 2016].

2.1.1. Conducción vehicular peligrosa

El comportamiento de conducción está compuesto por dos partes: las habilidades de conducción y por el estilo de conducción [Elander et al., 1993]. Las habilidades de conducción están relacionadas con la actitud y el carácter (temperamento) del conductor, por lo que los rasgos de personalidad podrían ser determinantes del comportamiento de conducción. El estilo de conducción se refiere a la forma en que un conductor decide conducir, es decir, sus hábitos de conducción individuales; por lo tanto diferentes conductores tienen variados estilos de conducción [Chen et al., 2013].

La conducción vehicular peligrosa de un vehículo puede causar lesiones al conductor, a los pasajeros y a otras personas en el camino, así como daños económicos, materiales y a la infraestructura vial [Richard et al., 2018]. Teniendo en cuenta lo anterior, algunos trabajos previos en la literatura han investigado cómo determinar el comportamiento del conductor durante la conducción del vehículo y cómo esto puede contribuir a la toma de decisiones.

La conducción vehicular peligrosa es aquella que puede ser clasificada como agresiva, cognitiva/emocional negativa y riesgosa (imprudente). La conducción agresiva tiene como característica la intención de hacer daño, molestar, afectar de forma negativa, causar irritación y perjudicar al otro. Por otro lado la conducción cognitiva/emocional negativa es la que se presenta en situaciones personales, son las afecciones propias como el hecho de estar estresado, desesperado, enojado, entre otros. Por último se tiene la clasificación de la conducción riesgosa, que la podemos identificar como imprudente, en ésta no existe la intención de hacer daño, pero sí existe la posibilidad de hacerlo; cabe mencionar que la conducción alcoholizada está considerada como riesgosa [Dula and Ballard, 2003].

2.1.2. Cuestionarios

Una tarea importante para la clasificación del comportamiento de conducción es analizar los pensamientos y acciones de los conductores. Algunas de las herramientas utilizadas para recopilar variables subjetivas con este fin son los cuestionarios, las entrevistas y los autoreportes. Los cuestionarios pueden utilizarse para recabar datos generales de los encuestados [Arbabzadeh and Jafari, 2017] o para validar las mediciones obtenidas por los sensores [Hong et al., 2014]; y los autoinformes pueden utilizarse para obtener información sobre infracciones y accidentes [Magableh, 2016]. El principal motivador de algunas de las investigaciones del análisis del comportamiento de los conductores es que la conducción peligrosa es un predictor de los accidentes de tráfico [Wang et al., 2018].

Las ventajas del uso de cuestionarios son la obtención de resultados personalizados y la asignación de valores a las variables de interés. Los valores de las variables son el resultado de una serie de respuestas que en conjunto, determinan el valor asignado a una variable. Así pues, no se pregunta a los usuarios qué valor asignarían a una determinada variable, sino que se deduce el valor de una variable a partir de las respuestas a las preguntas que la caracterizan. El proceso de inferir el valor de la variable, a partir de las respuestas a las preguntas relacionadas, evita los sesgos ante posibles escenarios de deseabilidad social.

En las ciencias del comportamiento, estudios relacionados con los accidentes de tráfico encontraron que el factor del comportamiento humano es la variable más crítica en el proceso de conducción de un vehículo y su posible accidente [Chhabra et al., 2017][Eboli et al., 2017b]. Los investigadores han desarrollado herramientas autoaplicadas (cuestionarios) que pretenden determinar los estilos de conducción, a partir de las respuestas proporcionadas por los conductores. Algunas de las áreas investigadas entre los cuestionarios disponibles son: la clasificación del estilo de conducción [af Wählberg et al., 2011], el comportamiento peligroso [Willemsen et al., 2008], la conducción con propensión a la ira [DePasquale et al., 2001], la conducción con pensamientos de ira [Deffenbacher et al., 2003], etc. Sin embargo, el principal defecto de estos instrumentos en términos de fiabilidad y precisión es la deseabilidad social de los encuestados [Smorti et al., 2018][McCambridge et al., 2014].

2.1.3. Proceso Analítico Jerárquico (AHP)

Una forma de dotar de fiabilidad y formalidad las respuestas de los conductores a los cuestionarios, es a través de herramientas como el Proceso Analítico Jerárquico (AHP), la cual es una técnica de apoyo utilizada en el Análisis de Decisión Multicriterio (MCDA) [Ishizaka and Nemery, 2013]. El propósito de esta técnica es apoyar las evaluaciones subjetivas, determinando la importancia relativa entre los criterios mediante el empleo de la escala por pares de Saaty (ver Tabla 2.1) que permite clasificarlos [Farooq et al., 2019]. El AHP emplea procesos de comparación por pares, clasificación jerárquica y cálculo de pesos de importancia [Saaty, 2008]. El AHP se utiliza para representar la decisión estableciendo jerarquías. Sin embargo, el diseño de jerarquías requiere experiencia y conocimiento de la situación a resolver, por lo que se sugiere contar con conocimientos de expertos o información sobre el tema. En el AHP, las prioridades de los criterios se obtienen comparando la importancia por pares en relación con el objetivo [Saaty, 1990] [Saaty and Vargas, 2001] [Nanda and Singh, 2018].

Tabla 2.1: Escala de la matriz por pares de Saaty.

Juicio verbal	Valor numérico
Extremadamente importante	9
	8
Muy fuertemente más importante	7
	6
Fuertemente más importante	5
	4
Moderadamente más importante	3
	2
Igualmente importante	1

Dada la fiabilidad de las herramientas multicriterio en la toma de decisiones, en esta investigación se utiliza el AHP para formalizar la información subjetiva de las percepciones. El AHP ha demostrado su eficacia en varios ámbitos (Industria de Tecnologías de la Informa-

ción, Administración Pública, Salud, Petróleo, Educación, Industria Electrónica, Industria Manufacturera, Industria Aeronáutica, etc.) [de FSM Russo and Camanho, 2015], siendo la seguridad en la conducción de vehículos un ejemplo específico [Zheng et al., 2019].

2.2. Tecnológico

La tecnología a considerar en la presente investigación la podemos agrupar en dos áreas, la primera abarca los equipos o dispositivos utilizados en las mediciones y la segunda las técnicas y métodos empleados en la evaluación de dichas mediciones. Los investigadores han realizado trabajos diversos, utilizando combinaciones de dispositivos de medición con algoritmos de inteligencia artificial, de los cuales se han obtenido buenos resultados, en lo que se refiere al análisis de los movimientos de los vehículos y maniobras del conductor.

2.2.1. Dispositivos

Una gran variedad de soluciones tecnológicas evalúan el comportamiento de los conductores. Los trabajos de investigación sobre el uso de sensores en los sistemas de transporte son cada vez más frecuentes. Existen experimentos que analizan los movimientos del vehículo durante la conducción y tienen como objetivo aumentar la seguridad y la comodidad de los usuarios [Chhabra et al., 2017]. Algunos autores han realizado experimentos con un teléfono inteligente porque es una herramienta accesible y económica, con sensores embebidos (acelerómetro, giroscopio y GPS), que permiten analizar los movimientos del vehículo [Akhtar et al., 2014][Castignani et al., 2015][Ma et al., 2018].

Los equipos o dispositivos empleados incluyen tanto programas como aparatos electrónicos, y dentro de los más usados para este fin según la literatura consultada son el acelerómetro [Akhtar et al., 2014], el giroscopio [Chhabra et al., 2019], el GPS [Castignani et al., 2015] y el magnetómetro [Sathyanarayana et al., 2012]. Sin embargo, mencionaremos otros programas y equipos que también se han usado en este tipo de investigaciones, dentro de los que podemos mencionar el sistema operativo Android [Júnior et al., 2017], aplicaciones Android [Chhabra et al., 2017], el Controller Area Network (CAN-Bus) [AbuAli, 2015],

el Data Acquisition System (DAS) [Arbabzadeh and Jafari, 2017], el On Board Diagnostic (OBD) [Hong et al., 2014], el sensor de orientación [Dai et al., 2010], el sensor de proximidad [Sathyanarayana et al., 2012] y el vector de rotación [Hong et al., 2014].

Existen soluciones tecnológicas que se basan en los datos de los sensores del vehículo, para evaluar el comportamiento de la conducción. El CAN-Bus es un ejemplo, y se ha utilizado con fines de seguridad y de toma de huellas del conductor [Zhang et al., 2019, Xun et al., 2019]. El CAN-Bus es un sistema de comunicación, desarrollado para intercambiar información entre las unidades de control electrónico de un automóvil. Este sistema viene instalado de fábrica en algunos vehículos y capta los datos de varios tipos de sensores, aunque tiene el inconveniente de ser una solución cara por estar contenida en vehículos de alta gama. Algunas aplicaciones basadas en datos de cámaras de video, que emplean técnicas de inteligencia artificial, son la distracción del conductor [Fernández et al., 2016] y el reconocimiento del estilo de conducción basado en la trayectoria del vehículo [Xue et al., 2019], a pesar de algunas dificultades del uso de las cámaras como los cambios de iluminación, los obstáculos y los temas de privacidad.

Tomando en cuenta las ventajas de los teléfonos inteligentes en cuanto a lo práctico de éstos y que por la parte económica cada vez están más al alcance de muchos, así como su eficiencia y eficacia en este tipo de estudios, se justifica que en nuestra investigación, se seleccionó un teléfono inteligente como plataforma de sensores, usando específicamente el acelerómetro y el giroscopio.

2.2.2. Técnicas y métodos

Las técnicas y métodos de inteligencia artificial que se emplean para analizar los movimientos de los vehículos obtenidos de los sensores, han demostrado ser eficientes y eficaces. En los trabajos de investigación, algunos autores pudieron clasificar el comportamiento del conductor como peligroso, agresivo, arriesgado (imprudente), seguro, inseguro, errático, distraído, entre otros [Johnson and Trivedi, 2011] [Meiring and Myburgh, 2015] [Koh and Kang, 2015] [Boonmee and Tangamchit, 2009] .

Para alimentar los algoritmos de inteligencia artificial [Karaduman and Eren, 2017], algunas de las variables que los investigadores han considerado para hacer sus clasificaciones son

la velocidad, el frenado, los baches, los topes y las condiciones ambientales [Dai et al., 2010] [Eboli et al., 2016] [Chhabra et al., 2017].

Existen otras investigaciones en las que se han considerado características como el exceso de velocidad, la desaceleración brusca, la aceleración rápida [Zheng et al., 2019], aceleración longitudinal, aceleración lateral [Schüler et al., 1997], la diferencia entre el valor máximo y la media de la señal, el valor máximo de la señal, la raíz de la media cuadrática de la señal, energía [Sathyanarayana et al., 2012], por mencionar algunas.

La evidencia muestra que la identificación de los estilos de conducción para los escenarios reales se acerca al 80% [Meseguer et al., 2013]. Alcanzar niveles de eficiencia más altos es difícil debido a la lectura errónea causada por los fallos de calibración [Li et al., 2017] [Castignani et al., 2015].

Existen propuestas que capturan el entorno que rodea al vehículo y al conductor, en el enfoque presentado por [Khairdoost et al., 2020] se utilizan imágenes estereoscópicas ambientales para predecir las futuras maniobras del conductor un tiempo antes de que se produzcan, dada la información sobre el contexto de la conducción. El autor [Das et al., 2020] realizó un estudio comparativo de técnicas de aprendizaje automático, para la detección de cambios de carril, ambos trabajos con las limitaciones inherentes a la cobertura física que se puede tener con las cámaras de video.

Las técnicas y métodos más utilizados en este tipo de investigaciones son el Método de Clasificación Dinámica [Eboli et al., 2016] [Fazeen et al., 2012], Deformación Dinámica del Tiempo (DTW) [Eren et al., 2012] [Engelbrecht et al., 2015], Redes Neuronales [AbuAli, 2015], Lógica Difusa [Boonmee and Tangamchit, 2009] [Júnior et al., 2017], Máquinas de aprendizaje [Hong et al., 2014], Sistemas Difusos [Castignani et al., 2015] [Valverde et al., 2010] y Máquinas de Soporte Vectorial [Sathyanarayana et al., 2012].

Sistemas difusos

La evaluación de la conducción peligrosa se realiza en un escenario que implica vaguedad e imprecisión, por lo que los sistemas difusos son útiles para abordar condiciones ambiguas mediante la teoría de la lógica difusa. Dicha teoría se basa en los procesos de percepción y

cognición humanos, asigna a una instancia variable un determinado grado de pertenencia a determinado elemento del conjunto de grupos difusos, que representa el universo del discurso para esa variable [Zadeh, 1965]. La lógica difusa puede tratar la información incierta, imprecisa, vaga, parcialmente verdadera o sin límites, que surge de la percepción y la cognición. La lógica difusa proporciona un medio eficaz para la resolución de conflictos con múltiples criterios y una mejor evaluación de las alternativas. Los sistemas basados en la lógica difusa pueden construir sistemas inteligentes para la toma de decisiones [Čubranić-Dobrodolac et al., 2020], que incluyen evaluaciones humanas vagas [Singh et al., 2013]; estos sistemas se han empleado para detectar la conducción peligrosa [Imkamon et al., 2008] y en general, para aplicaciones de ingeniería del automóvil [Ivanov, 2015]. Una tarea importante en todo sistema difuso es la selección de características o variables, que representen de la mejor manera lo que se desea analizar, medir, evaluar o categorizar.

Los beneficios de los modelos difusos están bien respaldados, por ejemplo, los autores mencionan en [Roman et al., 2021] que el control difuso es una técnica de control no lineal relativamente fácil de entender y transparente con respecto a otras técnicas no lineales, ya que incorpora el conocimiento y la experiencia del diseñador.

2.3. Referencial

Los enfoques para evaluar el comportamiento al volante basados únicamente en el conductor, el vehículo o el entorno son propuestas incompletas, como lo concluyó en su investigación [Abou Elassad et al., 2020], ya que el comportamiento del conductor debe ser modelado y evaluado en términos de diferentes dimensiones, establecidas dentro de un sistema conductor-vehículo-entorno [Amditis et al., 2010]. Es decir, en cuanto al conductor, debe considerarse su perfil fisiológico, psicológico y social (incluidos el sexo, la edad, la educación y el historial de conducción); en cuanto al vehículo, las circunstancias que deben observarse son aquellas en las que las características del vehículo influyen de algún modo en el comportamiento de conducción; en cuanto al entorno, los factores que deben considerarse son la geometría de la carretera, el estado de la misma, el tipo de carretera, las condiciones meteorológicas, el

estado de la luz y el estado del tráfico.

Existen otros trabajos relacionados con la presente investigación, dentro de los que se pueden mencionar:

Boonmee (2009) hace un estudio sobre los choferes de autobuses en Bangkok en el área metropolitana [Boonmee and Tangamchit, 2009]; presenta un sistema portable que detecta malos comportamientos de conducción de un autobús en situaciones reales, usando un acelerómetro de 2 ejes. El sistema está diseñado para detectar cuatro eventos de manejo: inicio de marcha, frenado, vuelta izquierda, vuelta derecha; mediante un método basado en reglas. Los malos comportamientos de conducción que se analizan son avance duro o severo, frenado repentino y vuelta rápida. Para llevar a cabo el estudio, se asignan valores a los comportamientos detectados mediante reglas de lógica difusa. El sistema basado en reglas se divide en dos secciones, la primera es la identificación de los eventos de manejo y la segunda es la correspondencia de los eventos con la forma de resultados de la lógica difusa. Se asignan puntajes a los comportamientos de manejo. Las reglas son diseñadas para determinar un puntaje considerando los valores de la aceleración en los ejes X e Y. Los métodos usados para esta investigación fueron Mamdani mean inference y centroid defuzzification method. Los resultados de las reglas muestran que el sistema portable se ejecuta correctamente con una exactitud de más del 80 % de acuerdo con las opiniones de las personas. En este trabajo de investigación, la verificación del sistema se hace mediante 11 voluntarios que graban sus eventos de manejo y los califican ellos mismos de acuerdo con su propia opinión. Las puntuaciones de tres voluntarios son promediadas y comparadas con las del sistema. Las herramientas empleadas fueron las siguientes:

1. Acelerómetro: colocado en la parte trasera del asiento del conductor.
2. Microcontrolador PIC 16F877: como interfase entre la PC y el acelerómetro.
3. Filtro Butterworth: filtro procesador de señal para eliminar "offset" y el ruido antes de pasar al método basado en reglas y la lógica difusa.

Akhtar (2014) en su trabajo de investigación detecta anomalías en la carretera y el manejo inseguro [Akhtar et al., 2014]; pretende asistir, sugerir, ayudar al conductor para tener una conducción segura y advertir si se encuentra en algún evento no deseado. En caso de accidente,

2.3. REFERENCIAL

se envía de manera automática un mensaje de texto o se genera una llamada a los familiares del conductor. Mediante un acelerómetro de un teléfono inteligente se detecta la aceleración en los ejes X, Y y Z. Con estas bases se puede detectar el tipo de movimiento: aceleración, cambio de carril, velocidad constante, topes, así como anomalías en las carreteras, tales como hoyos y baches. La valuación de los datos recabados se hace usando Lógica Difusa. Los 3 ejes se interpretan de la siguiente manera:

- X: puede ser derecha o izquierda, representa el cambio de carril.
- Y: puede ser hacia el frente o hacia atrás, y representa la aceleración o desaceleración.

La aceleración y la velocidad se dividen en las siguientes categorías: baja, normal y alta.

- Z: puede ser arriba o abajo, permite detectar las anomalías de la carretera.

La velocidad brinda información extra y la aceleración sobre el eje Z detecta hoyos o topes. Si el vehículo pasa unos topes a 50 km/hr, bajo esta técnica será tomado como manejo inseguro, pero si sólo se considera la aceleración, podría considerarse como manejo seguro. Si el carro cambia de carril a una alta velocidad y a una aceleración normal, será considerado como manejo inseguro.

Abuali (2015) se enfoca en la detección de manejo peligroso [AbuAli, 2015]. En este escrito se presenta el sistema que utilizan los sistemas CAN-Bus (Controller Area Network - Bus) de los vehículos, como una fuente de datos provenientes de sensores y un teléfono inteligente como unidad de procesamiento de estos datos, dicho sistema monitorea tres tipos de eventos: artefactos en la carretera, el comportamiento del conductor y los accidentes.

Para la detección del evento del comportamiento del conductor, se accede a través del OBD II a los sensores del vehículo, en particular a los que están involucrados en el reconocimiento y detección del comportamiento peligroso: posición del pedal del acelerador, posición del pedal del freno y ángulo del volante. Se consideran las siguientes variables:

- a) Velocidad. Dada por la combinación de velocímetro, acelerador y GPS.
- b) Frenado fuerte. Se obtiene mediante el pedal del freno.
- c) Sin control. Se considera la disparidad de la velocidad individual entre llantas delanteras y traseras, ángulo del volante y el pedal del acelerador.
- d) Manejo en Zig-Zag. Se estima a través del ángulo del volante y velocímetro.

Para el caso del evento de detección de artefactos en la carretera, se usan los mismos sensores que el evento anterior. El autor considera como artefactos en la carretera los caminos resbaladizos, topes, hoyos, fisuras, arena y nieve acumulada en el camino, y para realizar el monitoreo toma en cuenta lo siguiente:

a) Camino resbaladizo. Se usan sensores de velocidad independientes en cada una de las ruedas y se considera el tipo de tracción: delantera (Front-Wheel Drive - FWD), trasera (Rear-Wheel Drive - RWD), o integral (All-Wheel Drive - AWD) también conocida como en las cuatro ruedas (Four-Wheel Drive - 4WD).

b) Acumulación de arena o nieve. Se detecta mediante el acelerador, el freno, el GPS y los sensores individuales de cada llanta. Por ejemplo: se pierde velocidad y no está asociado al frenado y con el GPS se corrobora que el vehículo sigue en movimiento.

c) Topes legítimos. Se logra a través de sensores de posición de la suspensión de las llantas delanteras y el grado de inclinación. Si hay inclinación significa que no es un tope, es decir, es un tope ilegítimo. Con el sensor de posición de la suspensión, se determina si hay algo sobre el nivel de la carretera.

d) Deterioro del camino. Fisuras, caminos en malas condiciones y hoyos, pueden detectarse a través de los sensores de la suspensión, midiendo el nivel de consistencia en la compresión y descompresión de la suspensión, cuando esto sucede en una sola llanta, significa que se presentó un hoyo o una fisura en la carretera.

El evento de detección de accidentes lo determina cuando hay una variación repentina de velocidad, por ejemplo, de 100 Km/h a cero (choque), se activa una alarma en el automóvil, en caso de que el conductor no la desactive, se alerta a las autoridades usando el GPS para la localización del vehículo.

Los resultados preliminares del sistema propuesto revelan un máximo del 92% con un promedio del 84%, en la detección de los artefactos de la carretera. De manera similar, en un ambiente predefinido, la detección del comportamiento del conductor se acerca al 100%.

Castignani (2015) en su trabajo analiza la detección de la conducción con calma y con agresividad; y propone la plataforma SenseFleet enfocada a detectar eventos de manejo riesgoso [Castignani et al., 2015]. El SenseFleet es capaz de detectar la aceleración, el frenado,

control del manejo y la aceleración brusca, mediante la combinación de sensores de movimiento y datos de GPS. En contraste con otros estudios, aquí se propone un algoritmo de puntajes, el cual no sólo depende del número de eventos, sino también de información de contexto en tiempo real como las condiciones del clima y la hora del día. Un sistema difuso es usado para evaluar los puntajes de los diferentes conductores usando información de contexto en tiempo real, tales como las topologías de rutas y las condiciones climáticas. Se usaron los filtros de Kalman para trasladar los vectores de aceleración al sistema de coordenadas de la tierra, para ser coherente con la trayectoria del vehículo.

El proceso para detectar la aceleración, el frenado y la aceleración brusca descrito es el siguiente:

1. Fase de fuzificación de los datos de entrada.
2. Aplicación del grupo de reglas difusas.
3. Se genera el tipo de evento después de evaluar las variables de entrada mediante las reglas difusas.

Por ejemplo: para detectar la aceleración, la regla comprueba que exista una variación de alta velocidad, una baja tasa de giro y un cambio de dirección.

La detección de los eventos de aceleración, frenado, giro del volante y exceso de velocidad, se hace mediante sensores y el GPS. Para el exceso de velocidad se usó el GPS para obtener información de los límites de velocidad en el camino.

Para validar la plataforma se presenta una evaluación considerando varios conductores con un patrón predefinido. Los resultados muestran que la plataforma es capaz de detectar con exactitud eventos de manejo riesgoso y asignar un puntaje representativo a cada conductor de manera individual. La plataforma fue capaz de detectar si un conductor manejaba con calma o de manera agresiva.

Los puntajes resultantes fueron comparados con una medida de riesgo subjetiva asignada de manera individual por cada conductor para su prueba específica. Los resultados mostraron que los puntajes de SenseFleet son equivalentes a la retroalimentación de los conductores hasta en un 90 % de los casos.

Arbabzadeh (2018) se basa en datos estadísticos del Strategic Highway Research Program

(SHRP 2) [Arbabzadeh and Jafari, 2017]; propone hacer un estudio basado en datos para predecir el riesgo de seguridad vial, que puede ser adaptado para conductores individuales incluyendo variables específicas del conductor. Mediante el método de regresión red elástica regularizada multinomial logística, clasifica los resultados de manejo en relación a los datos de seguridad de diferentes fuentes (ejemplo: audio y video).

Para la formulación del problema se dividen los estados de manejo en categorías discretas y se asume que tienen una distribución categórica. Dicha distribución también se conoce como Distribución Bernoulli generalizada, que describe los posibles resultados de un evento aleatorio de un grupo de resultados o clases.

Para la visualización, exploración y preparación de los datos, se usa el Strategic Highway Research Program 2 (SHRP 2) de 2006 a 2015.

Para la evaluación del modelo se usa una matriz de confusión, también conocida como una tabla de contingencias, la cual es una herramienta popular que permite la visualización de la ejecución de un algoritmo de aprendizaje supervisado.

La información de las características generales del conductor y del vehículo es obtenida mediante cuestionarios, valuación por medio de la observación física, capacidad cognitiva, percepción visual y entrevistas con los participantes.

Chhabra (2019) clasifica la conducción en agresiva y no agresiva [Chhabra et al., 2019]. En esta investigación, el autor diseñó e implementó un sistema que usa un acelerómetro integrado para detectar cambios en la aceleración, de igual manera el sistema detecta de manera eficiente vueltas rápidas y poco seguras mediante un giroscopio.

Al realizar las pruebas, si se encontraron más eventos seguros (aceleración segura, desaceleración segura, vuelta izquierda segura, vuelta derecha segura) que eventos inseguros (aceleración repentina, desaceleración repentina, vuelta derecha cerrada, vuelta izquierda cerrada), entonces el estatus era “Conductor No Agresivo”, y en caso contrario, era “Conductor Agresivo”. Se menciona que para la determinación de dicho estatus, se usaron varias técnicas de fusión de información como la Lógica Difusa, la Teoría Dempster-Shafer y Redes Neuronales (ANN).

El sistema categoriza al conductor como agresivo y no agresivo basado en los patrones de

manejo observados, los cuales se obtuvieron mediante un número de pruebas realizadas para los diferentes tipos de eventos.

El enfoque presentado en [Garza-Rodríguez et al., 2020] es el más cercano al que se propone en el presente trabajo. Los autores utilizaron datos triaxiales de acelerómetros para alimentar un sistema difuso para la evaluación de la pronación y la supinación en la enfermedad de Parkinson. A continuación, contrastaron el resultado del sistema con las opiniones de los expertos. Así, los autores utilizaron el AHP para aplicarlo a las valoraciones de los expertos y comparar los resultados de éstos con los obtenidos de los sensores. Sin embargo, no utilizaron la experiencia de los expertos ni las opiniones/retroalimentación de los pacientes, para alimentar el sistema difuso en el proceso de clasificación.

2.4. Legal

Durante el desarrollo del presente trabajo, no se requirió tener algún permiso especial para hacer uso de los sensores del teléfono inteligente para llevar a cabo el experimento de nuestra investigación.

Sin embargo, para la aplicación de los cuestionarios en la población prueba, como primer paso se solicitó la autorización de las Divisiones Académicas involucradas (ver Apéndice A) y la herramienta se sometió a una revisión por parte de la Comisión Institucional de Ética en Investigación (CIEI) de la Universidad Juárez Autónoma de Tabasco (UJAT) (ver Apéndice B). Después de realizar las modificaciones de acuerdo a las observaciones recibidas, se contempló el uso de los siguientes documentos: Consentimiento Informado (ver Apéndice C), el Aviso de Privacidad (ver Apéndice D) y la Carta de Confidencialidad (ver Apéndice E).

Mediante el Consentimiento Informado se informó al encuestado sobre el estudio del cual fue partícipe, el objetivo del mismo y donde se aclara que los resultados sólo son con fines académicos y que en ningún momento se hará referencia a él o al grupo investigado para evitar dañar su prestigio e imagen. Adicionalmente y para cumplir con la Ley de Protección de Datos Personales en Posesión de Particulares [CDHCU, 2010], se presentó a los encuestados el Aviso

2.4. LEGAL

de Privacidad, donde se especificó que la información que se tenga de éste no se compartirá con nadie y que en todo momento tiene la opción de solicitar que se borren sus datos, además se le informó mediante la Carta de Confidencialidad quién sería el responsable de resguardar sus datos personales y qué trato se le daría a los mismos.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.
México.

Capítulo 3

Experimento

En esta investigación se propuso usar un teléfono inteligente como plataforma de sensores, de la cual se usaron el acelerómetro y el giroscopio, que han demostrado ser efectivos para evaluar los movimientos del vehículo [Akhtar et al., 2014][Castignani et al., 2015]. Adicionalmente se emplearon dos cuestionarios, el primero que evalúa la conducción vehicular peligrosa y el segundo evalúa la deseabilidad social, considerando la forma de pensar y actuar del conductor.

La primera de las herramientas empleadas fue el DDDI [Willemsen et al., 2008], el cual fue traducido al español de su versión en inglés. Esta herramienta se seleccionó después de compararla con otras similares debido a que está enfocada a la evaluación de la conducción vehicular peligrosa, a diferencia de otras que evalúan otros aspectos y de forma más general a la conducción peligrosa, dentro de los cuales se pueden mencionar: el Inventario de la Expresión de la Ira al Volante (Driving Anger Expression Inventory - DAX) [Deffenbacher et al., 2002], la Escala de Ira al Volante (Driving Anger Scale - DAS) [Deffenbacher et al., 1994], el Cuestionario de Pensamientos de Ira del Conductor (Driver's Angry Thoughts Questionnaire - DATQ) [Deffenbacher et al., 2003], la Escala de Propensión a la Conducción con Enojo (Propensity for Angry Driving Scale - PADS) [DePasquale et al., 2001], el Cuestionario del Comportamiento del Conductor (Driver Behaviour Questionnaire - DBQ) [af Wählberg et al., 2011] y el Cuestionario de Venganza al Conducir (The Driving Vengeance Questionnaire - DVQ) [Wiesenthal et al., 2000]. El segundo cuestionario empleado fue la Escala de Deseabilidad So-

cial Marlowe-Crowne (M-C SDS) [Crowne and Marlowe, 1960], con el que se midió el grado de confiabilidad de las respuestas de los conductores.

Partiendo de lo anterior, el modelo de referencia propuesto es un sistema difuso que permite combinar variables de entrada objetivas y subjetivas. Los valores objetivos se obtienen a partir de lecturas realizadas con sensores de diversos tipos, por ejemplo, sensores de movimiento, temperatura, giros, ubicación, etc. Por otro lado, los valores subjetivos se capturan a partir de las respuestas a cuestionarios aplicados a los conductores. Las percepciones recabadas de los conductores a través de las respuestas a los cuestionarios, se formalizan mediante un método que facilita la cuantificación y el valor (jerarquización/clasificación) dado a los datos subjetivos.

Convencionalmente, los sistemas difusos utilizan variables de entrada cuantitativas; sin embargo, hay escenarios que deben ser modelados por un sistema que además tiene variables de entrada cualitativas. El modelo propuesto ofrece una forma de “convertir” mediante un método adecuado, los valores subjetivos en valores objetivos para que puedan ser cuantificados y alimentados al sistema difuso. El resultado es un modelo de sistema difuso más acorde con la realidad, en el que intervienen variables objetivas y subjetivas. El objetivo del modelo es abordar un proceso de clasificación considerando variables objetivas y subjetivas. El modelo comprende tres fases: recolección de datos, procesamiento de datos y evaluación de datos (ver Figura 3.1).

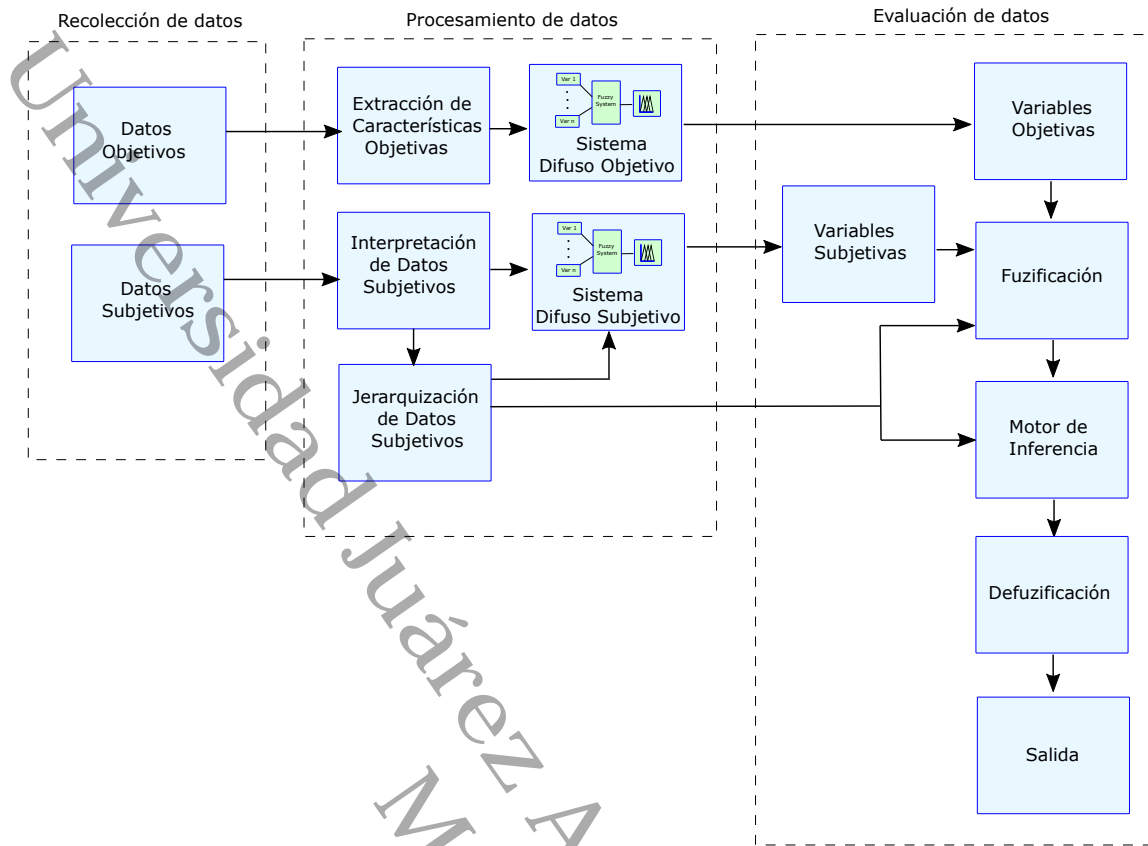


Figura 3.1: Modelo de referencia.

3.1. Caso de estudio

En el presente estudio, se decidió utilizar el cuestionario DDDI porque está orientado a evaluar la conducción peligrosa según tres dimensiones: la conducción agresiva, la conducción cognitiva/emocional negativa y la conducción riesgosa. Estas dimensiones son relevantes dado el enfoque de la investigación, que pretende complementar los datos de los sensores considerados (acelerómetro, giroscopio, velocímetro) con el conocimiento experto (obtenido del cuestionario). Es decir, los sensores considerados pueden medir acciones físicas reales (giros bruscos, frenadas repentinas, desviaciones de la dirección o del carril, arrancones), resultantes de una conducción agresiva y de un exceso de velocidad sobre baches, relacionados con una conducción arriesgada. Por lo tanto, existe una correspondencia entre los datos recogidos por los sensores y las dimensiones específicas evaluadas por el cuestionario DDDI.

Teniendo en cuenta las áreas de la tecnología y las ciencias del comportamiento descritas brevemente en el marco teórico, el objetivo principal de este trabajo es desarrollar un modelo para la evaluación de la conducción vehicular peligrosa, que utilice como fuente de datos las mediciones de los sensores de movimiento del vehículo y las respuestas a los cuestionarios, que califican las reacciones del conductor hacia la conducción. Lo novedoso del método consiste en la unión de mediciones objetivas y subjetivas, resultado de combinar las mediciones adquiridas con sensores y las condiciones personales del conductor obtenidas a partir de un cuestionario.

3.2. Implementación del modelo en el caso de estudio

La implementación del modelo requiere un proceso de tres fases o etapas: recolección de datos, procesamiento de datos y evaluación de datos.

La primera etapa del modelo contempla la obtención de datos objetivos a través de sensores, los cuales han demostrado su eficacia en otros estudios en este tipo de mediciones [Chhabra et al., 2019]. Dentro de esta primera etapa se realizaron varias tareas, que van desde la selección de la ruta que cumple los requisitos para evaluar la conducción vehicular en un entorno real, hasta la recolección de los datos (ver Figura 3.2).

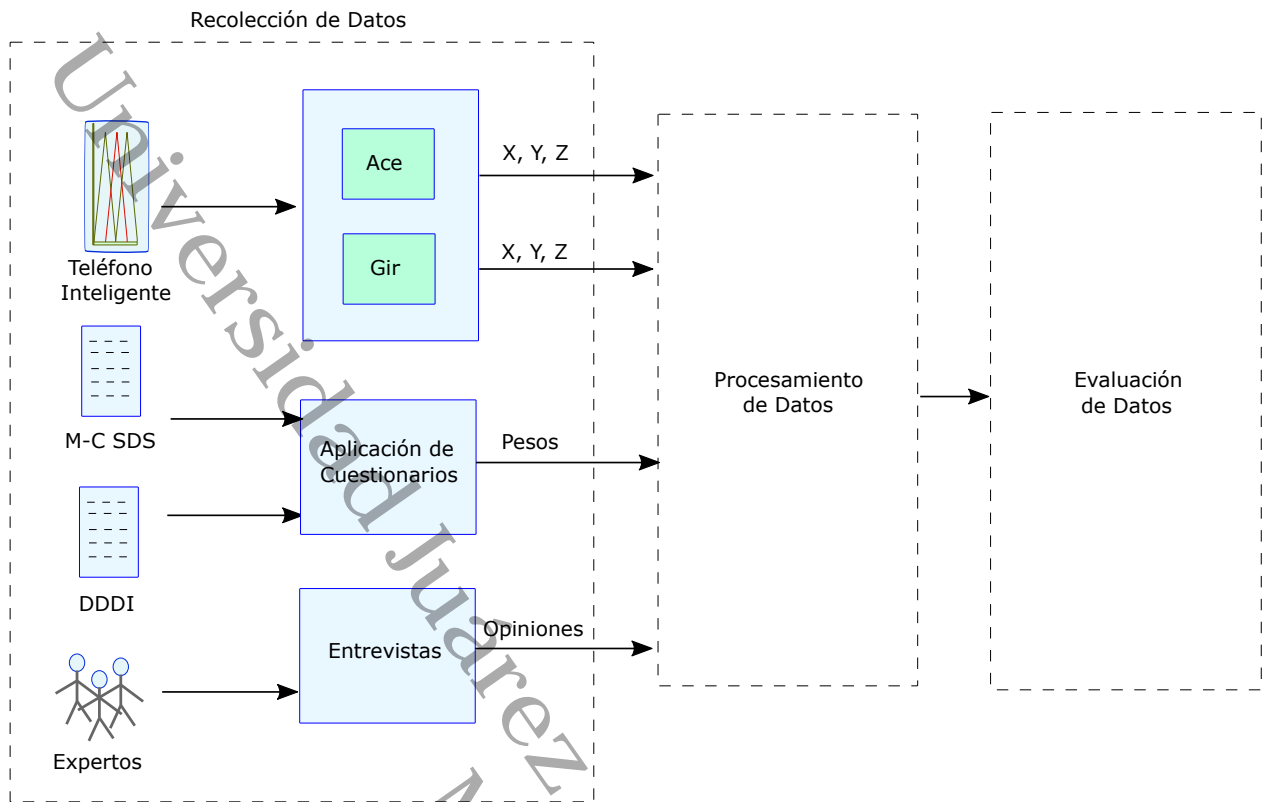


Figura 3.2: Etapa de recolección de datos.

En esta misma etapa también se obtuvieron datos subjetivos a partir de los resultados de la aplicación de cuestionarios a los usuarios. Los cuestionarios han demostrado ser eficaces para medir el comportamiento de las personas en diversos ámbitos [Deffenbacher et al., 2003] [af Wählberg et al., 2011] [Willemsen et al., 2008] [DePasquale et al., 2001]. En esta misma fase se recolectaron las opiniones y experiencias de los expertos en movilidad sobre la importancia de cada dimensión del cuestionario DDDI con respecto a ellas mismas. Se utiliza esta experiencia y conocimiento en la segunda fase.

Para la presente investigación, se utilizó el DDDI para evaluar las conductas peligrosas al volante, y se aplicó el M-C SDS para conocer el sesgo de deseabilidad social de los conductores. El M-C SDS nos permitió medir la necesidad de aprobación y aceptación de los conductores con la creencia de que esta se puede obtener por medio de conductas culturalmente apropiadas y aceptables ([Crowne and Marlowe, 1960]. Como resultado, obtuvimos respuestas cualitativas de la conducta al volante del conductor con el DDDI y el grado de fiabilidad de las respuestas del conductor con el M-C SDS.

3.2. IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO EN EL CASO DE ESTUDIO

En la segunda etapa del estudio, se convirtieron los valores objetivos obtenidos mediante los sensores, en medidas estadísticas similares a las consideradas en estudios relacionados [Sathyanarayana et al., 2012] [Martinez et al., 2017] [Bhoraskar et al., 2012]. A continuación, se seleccionaron los rasgos más relevantes para caracterizar el evento de conducción vehicular concreto. Los valores estadísticos elegidos fueron variables de entrada de un Sistema Difuso Objetivo (SDO), que clasificó la conducción vehicular como: No peligrosa (NP), Moderadamente peligrosa (MoP) o Muy peligrosa (MuP), considerando únicamente los datos objetivos (ver Figura 3.3).

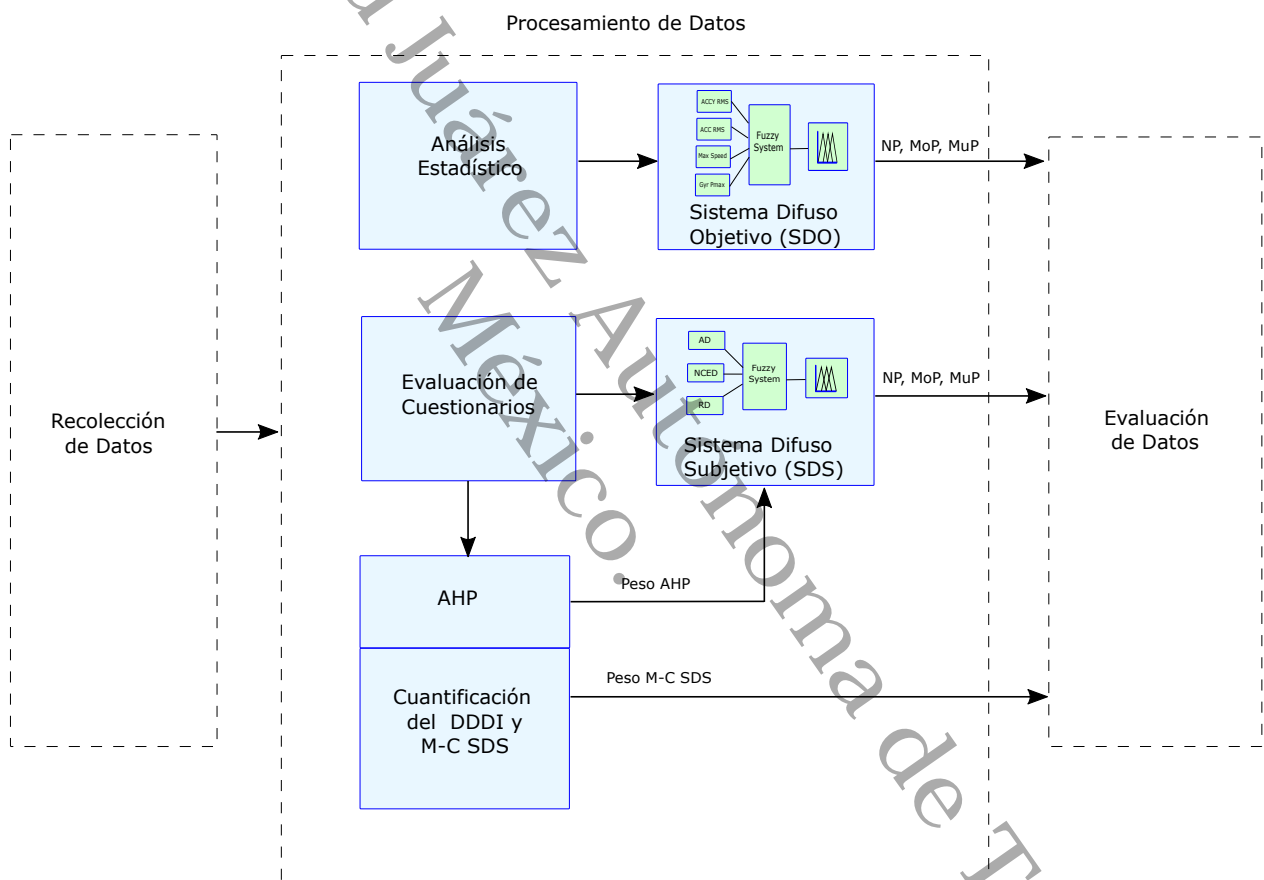


Figura 3.3: Etapa de procesamiento de datos.

En esta misma etapa se formalizan las respuestas del DDDI por medio de la cuantificación, dando como resultado tres pesos correspondientes a la conducción agresiva, la conducción cognitiva/emocional negativa y la conducción riesgosa. Los valores de las dimensiones representan las variables de entrada del Sistema Difuso Subjetivo (SDS).

A continuación, de acuerdo con las opiniones de los expertos dadas en la primera fase, clasificamos las subescalas (conducción agresiva, cognitiva/emocional negativa y riesgosa) utilizando el AHP. En este caso, aplicamos el AHP para determinar la importancia de cada una de las dimensiones del DDDI. Aunque el AHP se utiliza para asignar pesos a los criterios y seleccionar la mejor alternativa, también puede utilizarse para asignar pesos a las dimensiones del cuestionario [Farooq et al., 2019] [Liao et al., 2020], como se hizo en este caso. Además, se construyeron las reglas utilizando la clasificación obtenida con el AHP. El resultado del SDS fue el nivel de peligrosidad de la conducción considerando sólo datos subjetivos, clasificándola también como: No peligrosa (NP), Moderadamente peligrosa (MoP) o Muy peligrosa (MuP).

Las respuestas se interpretaron y luego se clasificaron considerando los pesos de baja y alta deseabilidad de acuerdo a las respuestas obtenidas del cuestionario M-C SDS. Por último, utilizamos los resultados del M-C SDS en las reglas de inferencia del Sistema Difuso Combinado (SDC). La tercera etapa consistió en un sistema difuso que tiene como primera variable de entrada la salida del SDO alimentada con los datos del sensor. La segunda variable de entrada es el resultado del SDS.

Una vez fuzificados los valores, reforzamos el motor de inferencia con los pesos de deseabilidad obtenidos del cuestionario M-C SDS. Los pesos forman parte de las reglas y se utilizan para dar credibilidad a las variables de entrada del SDC cuando presentan discrepancias. El resultado del SDC fue el nivel de peligrosidad final otorgado a la conducción (ver Figura 3.4).

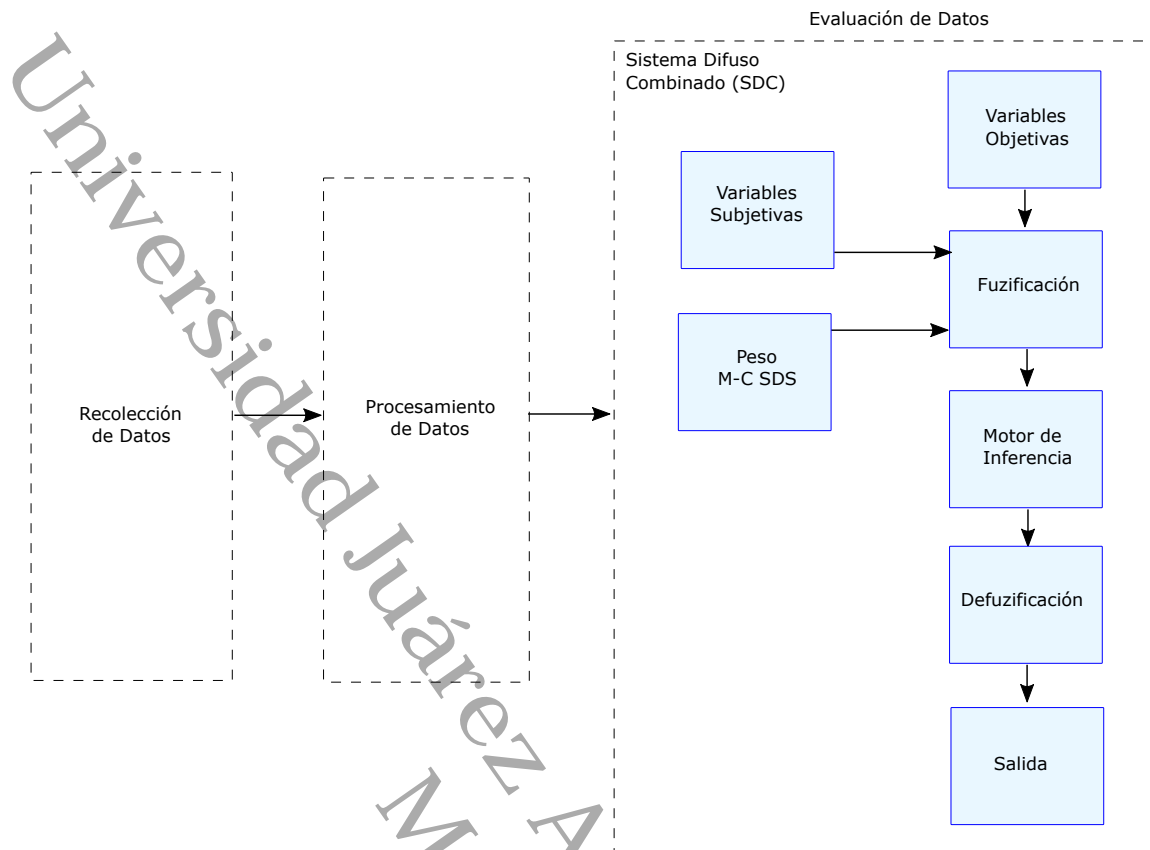


Figura 3.4: Etapa de evaluación de datos.

Un diagrama de todas las funciones de membresía utilizadas en los sistemas difusos que integran la propuesta se muestra en las Figuras 3.5, 3.6 y 3.7. A partir de un conjunto de características obtenidas para alimentar los sistemas difusos (SDO y SDS), se analizaron y seleccionaron aquellas características con valores que presentaban más variabilidad entre sí, es decir, donde había diferencias significativas entre los valores obtenidos para cada característica. A continuación, según los valores máximos y mínimos registrados para cada variable, se determinó el universo del discurso (dominio). Se decidió que la forma de las funciones de pertenencia fuera trapezoidal, porque el valor máximo de pertenencia (uno) se aplicaba a un conjunto (rango) de valores discretos de las variables; por tanto, las funciones trapezoidales son adecuadas [Roman et al., 2021] para representar el caso de estudio.

En una primera aproximación, el universo del discurso se dividió simétricamente en tres conjuntos, ya que ese número de conjuntos suele ser habitual en los sistemas difusos [Aljaafreh et al., 2012][Aksjonov et al., 2018][Feraud and Naranjo, 2019]. El porcentaje

3.2. IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO EN EL CASO DE ESTUDIO

de traslape entre dos conjuntos vecinos se situó entre el 10% y el 50%, garantizando que la suma de los valores de pertenencia del traslape no fuera superior a la unidad. Estas agrupaciones permitieron asociar cada valor lingüístico de entrada, con su respectivo conjunto difuso. Los rangos y los traslapes de los conjuntos se optimizaron basándose en la opinión de los expertos.

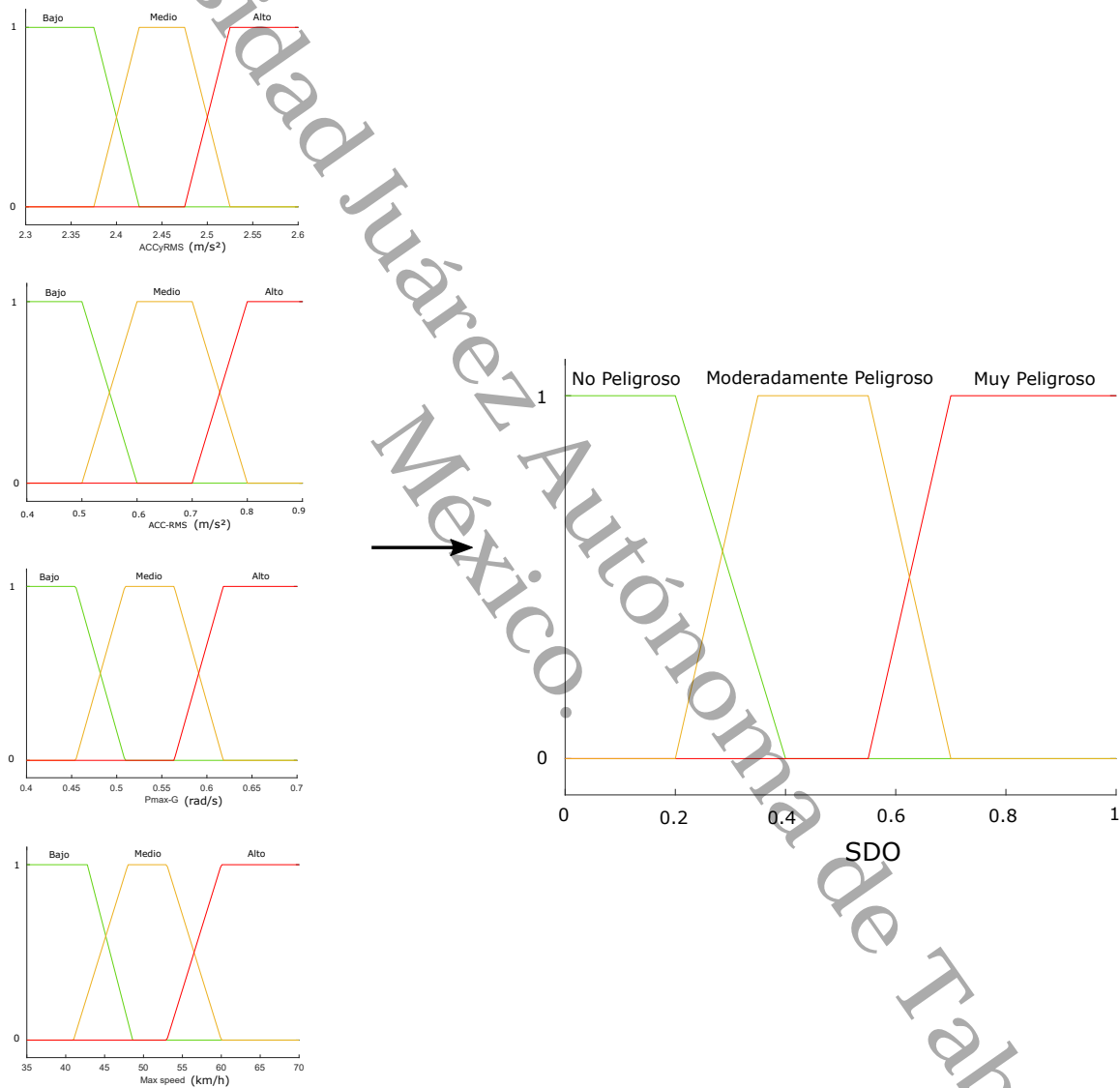


Figura 3.5: Diagrama de funciones de pertenencia del Sistema Difuso Objetivo (SDO).

3.2. IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO EN EL CASO DE ESTUDIO

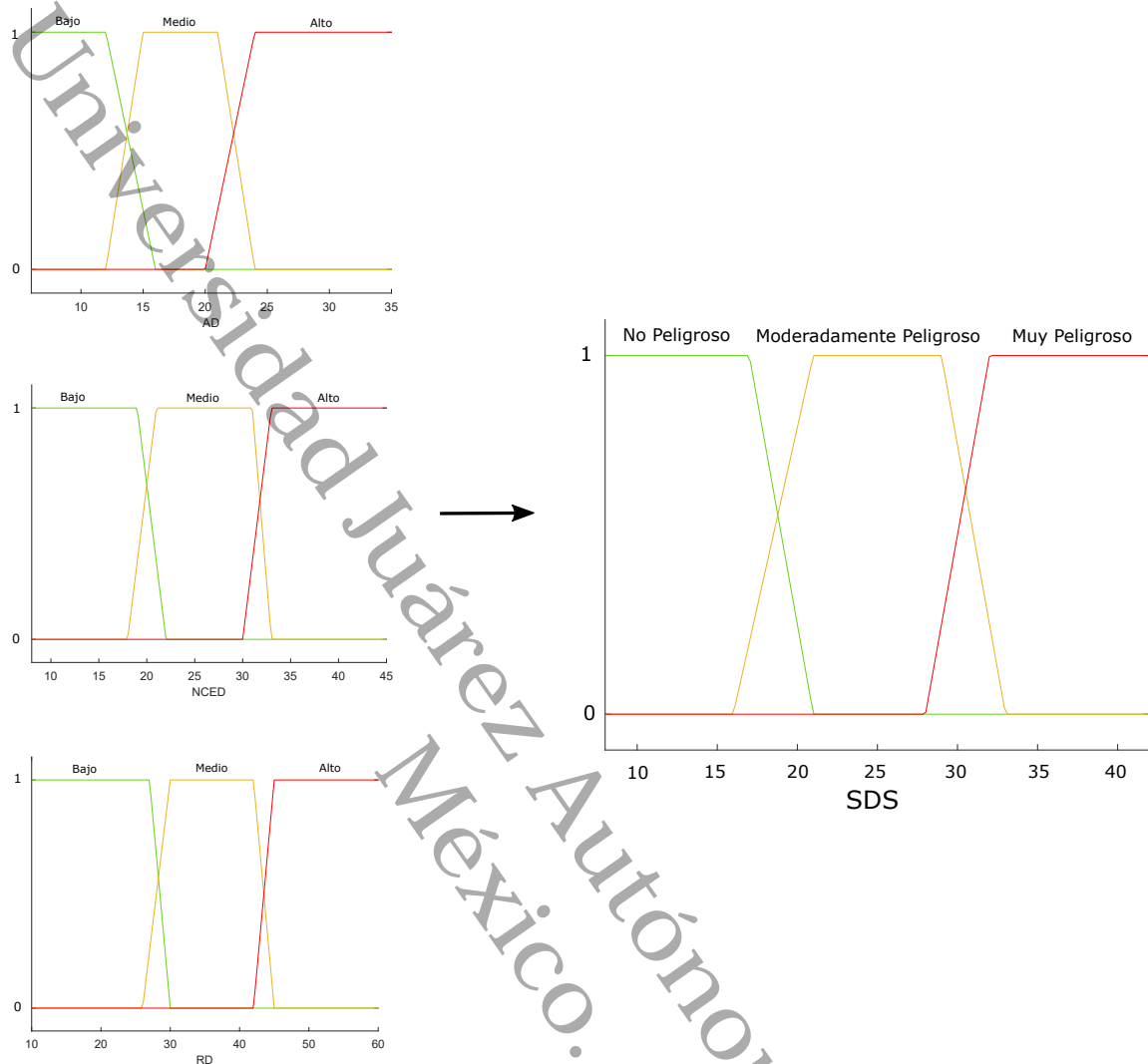


Figura 3.6: Diagrama de funciones de pertenencia del Sistema Difuso Subjetivo (SDS).

3.2. IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO EN EL CASO DE ESTUDIO

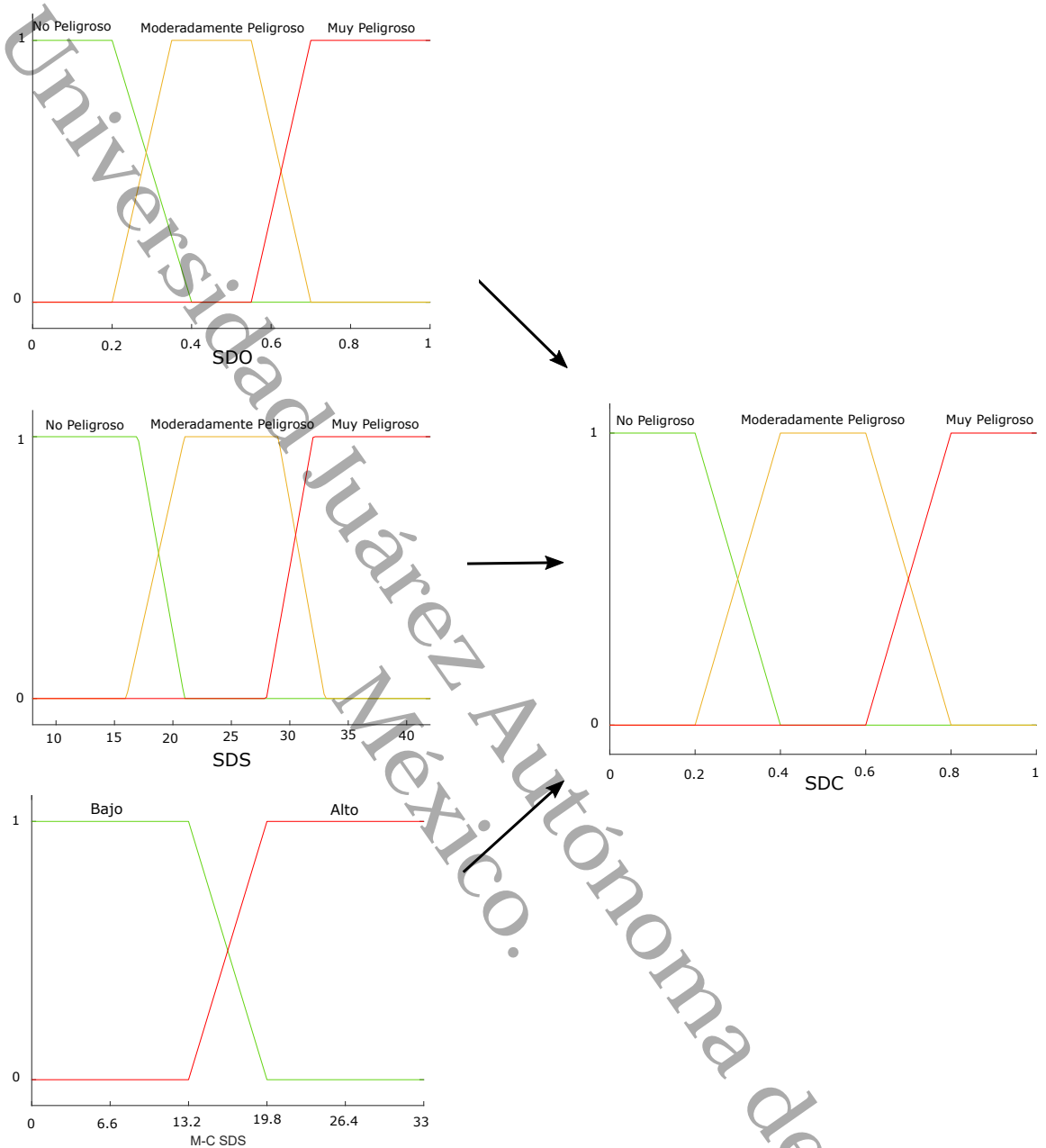


Figura 3.7: Diagrama de funciones de pertenencia del Sistema Difuso Combinado (SDC).

El Algoritmo 1 contiene los pasos para construir todo el subsistema SDO. Las funciones de membresía para dicho subsistema se muestran en la Figura 3.5.

Algorithm 1 Clasificación del conductor (SDO).

Input: Datos originales.

Output: Clasificación objetiva del comportamiento del conductor.

1: Cargar datos originales de los sensores (acelerómetro, giroscopio y velocímetro).

2: Calcular las características:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (3.1)$$

$$Max\ peak(x_i) \quad (3.2)$$

3: Seleccionar las características relevantes.

4: Definir reglas Si RMS(x) es (Bajo/Medio/Alto) y/o AccY-RMS es (Bajo/Medio/Alto) y/o GyrPmax es (Bajo/Medio/Alto) y/o Max speed (Bajo/Medio/Alto) entonces SDO es (No Peligroso/Moderadamente Peligroso/Muy Peligroso).

5: Fuzificar (Diseñar los grupos de membresía). La función Trapezoidal define a, b, c, d .

$$f(x, a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ (x - a)/(b - a), & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ (d - x)/(d - c), & c \leq x \leq d \\ 0, & x \geq d \end{cases} \quad (3.3)$$

6: Evaluar a partir de las reglas.

7: Defuzificar.

$$x_{centroide} = \frac{\sum_i \mu(x_i) x_i}{\sum_i \mu(x_i)} \quad (3.4)$$

8: Si la precisión de la clasificación (accuracy) >70%, ir al paso 10.

9: Definir los ajustes a los grupos de membresía e ir al paso 5.

10: Fin de la clasificación SDO.

El Algoritmo 2 contiene los pasos para construir todo el subsistema SDS. Las funciones de membresía para dicho subsistema son mostrados en la Figura 3.6.

Algorithm 2 Clasificación del conductor (SDS).

Input: Datos de las respuestas a los cuestionarios.

Output: Clasificación subjetiva del comportamientos del conductor.

- 1: Cargar datos.
 - 2: Calcular características subjetivas de:
 - Jerarquizar las dimensiones del DDDI (AHP)
 - Jerarquizar la Deseabilidad Social (M-C SDS)
 - 3: Definir reglas: Si AD es (Bajo/Medio/Alto) y/o NCED es (Bajo/Medio/Alto) y/o RD es (Bajo/Medio/Alto) entonces SDS es (No Peligroso/Moderadamente Peligroso/Muy Peligroso)
 - 4: Fuzificar (Diseñar los grupos de membresía). La función Trapezoidal define a, b, c, d de la Ecuación 3.3.
 - 5: Evaluar a partir de las reglas.
 - 6: Defuzificar aplicando la Ecuación 3.4.
 - 7: Fin de la clasificación SDS.
-

El Algoritmo 3 contiene los pasos para construir todo el subsistema SDC. Las funciones de membresía para dicho subsistema se muestran en la Figura 3.7.

3.3. EVALUACIÓN EMPÍRICA DE LA SOLUCIÓN

Algorithm 3 Clasificación del conductor (SDC)

Input: Datos de salida de los subsistemas SDO, SDS y del M-C SDS.

Output: Clasificación del comportamiento del conductor.

- 1: Cargar datos.
 - 2: Definir reglas: Si SDO es (No Peligroso/Moderadamente Peligroso/Muy Peligroso) y/o SDS es (No Peligroso/Moderadamente Peligroso/Muy Peligroso) y/o M-C SDS es (Bajo/Alto) entonces SDC es (No Peligroso/Moderadamente Peligroso/Muy Peligroso).
 - 3: Fuzificar (Diseñar los grupos de membresía). La función Trapezoidal define a, b, c, d de la Ecuación 3.3.
 - 4: Evaluar a partir de las reglas (Peso M-C SDS).
 - 5: Defuzificar aplicando la Ecuación 3.4.
 - 6: Si la precisión de la clasificación (accuracy) $> 70\%$, ir al paso 8.
 - 7: Definir adecuaciones a los grupos de membresía e ir al paso 3.
 - 8: Fin de la clasificación SDC.
-

La construcción de las reglas se basó en la opinión de los expertos. De acuerdo a ellos, sí se consideraron todas las combinaciones posibles para las variables implicadas en los modelos difusos, es decir, se aplicó la regla multiplicativa. Se construyeron 81 reglas ($3 \times 3 \times 3 \times 3$) para el modelo SDO, 27 reglas ($3 \times 3 \times 3$) para el modelo SDS y 18 reglas ($3 \times 3 \times 2$) para el modelo SDC. El valor de salida de cada combinación fue determinado por los expertos. Todas las reglas construidas son necesarias, ya que deben cubrir todos los escenarios de conducción estudiados, según la opinión de los expertos. El método de defuzificación utilizado fue el de centroide.

3.3. Evaluación empírica de la solución

El diseño experimental contempló aspectos como la invitación a los posibles participantes, la selección de los voluntarios, la elección de la ubicación geográfica para las pruebas, la colocación de los dispositivos en el interior del vehículo, la selección de los sensores, las aplicaciones utilizadas, la evaluación de los datos, entre otros.

3.4. Participantes

Los participantes eran un grupo heterogéneo de 19 conductores (5 mujeres y 14 hombres)(ver Figura 3.8). El rango de edad fue entre 17 y 67 años (media = 43.42). La experiencia de conducción estuvo en el rango de 1 a 20 años. Por lo tanto, el tamaño de la muestra utilizado en la presente investigación resultó ser adecuado para este tipo de estudio [Eren et al., 2012]. Se proporcionó a los participantes información sobre la investigación, incluyendo una breve explicación de su propósito. Se les aseguró que su información sería anónima y confidencial. Todos los sujetos dieron su consentimiento informado por escrito antes de participar en el estudio.



Figura 3.8: Conductor durante la prueba.

3.5. Ruta seleccionada

Elegimos un circuito de 3.6 kms de longitud, situado en una avenida de la ciudad de Villahermosa, Tabasco, México (ver Figura 3.9). El circuito tiene baches, topes, pasos peatonales, rotondas, vueltas izquierda y derecha, semáforos e indicadores de velocidad máxima; la avenida reunió las condiciones adecuadas para observar posibles comportamientos peligrosos

3.6. VEHÍCULO Y COLOCACIÓN DE DISPOSITIVOS

durante la conducción vehicular. Durante el experimento, la ruta seleccionada fue recorrida dos veces por cada conductor. Esto sirvió para que cada conductor se acostumbrara al vehículo y se evitaran sesgos en las mediciones. Para el análisis de los datos, se tomaron en cuenta las mediciones de la segunda vez que se completó la ruta.

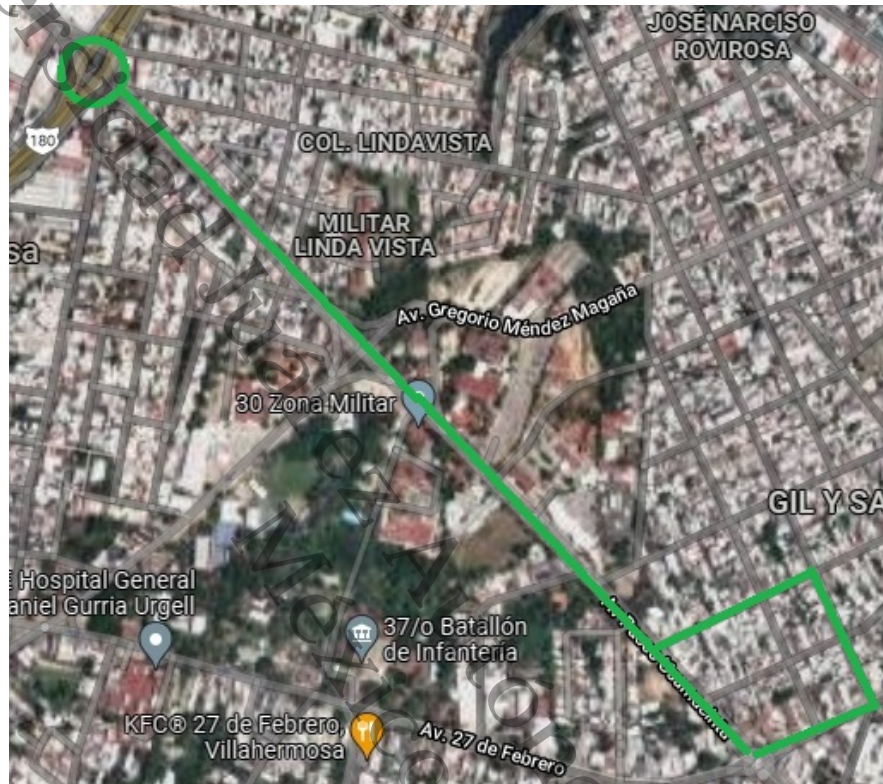


Figura 3.9: Ruta recorrida en cada prueba.

3.6. Vehículo y colocación de dispositivos

El vehículo utilizado fue una camioneta automática de uso convencional, en la que se hicieron pruebas para seleccionar la mejor posición para los sensores, teniendo en cuenta el centro de masa del vehículo con la finalidad de obtener lecturas más fiables [Winkler, 1991]. En el interior del vehículo se realizaron los preparativos para instalar tres teléfonos inteligentes muy bien sujetos.

Como primera opción se consideró colocar el dispositivo a espaldas del conductor, de tal manera que se pudiera grabar el camino y el velocímetro con un solo dispositivo (ver

3.6. VEHÍCULO Y COLOCACIÓN DE DISPOSITIVOS

Figura 3.10). Si embargo esto no fue viable debido a que el teléfono se movía demasiado al ir conduciendo y los números del velocímetro no se apreciaban, además de que los brazos del conductor y el volante cubrían una parte de éste. Otro intento fue sujetar el teléfono inteligente con ligas (ver Figura 3.11), que rodearan la base del volante, pero tampoco se tuvo éxito, ya que al conducir no se reducía la vibración del dispositivo.

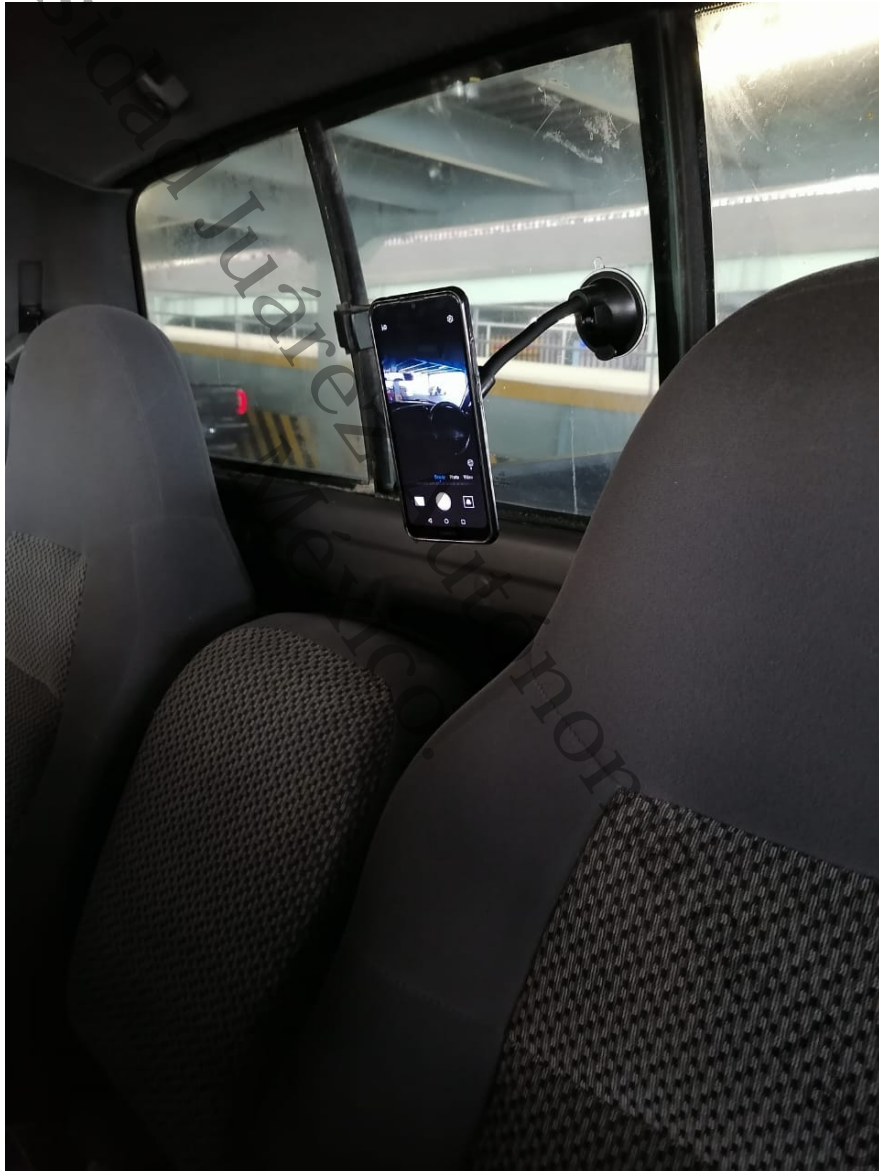


Figura 3.10: Dispositivo en medallón.



Figura 3.11: Dispositivo sujetado con pinzas porta celular y ligas.

Finalmente, después de las pruebas mencionadas, el primer teléfono se colocó entre el

3.6. VEHÍCULO Y COLOCACIÓN DE DISPOSITIVOS

volante y el velocímetro del vehículo sujetado por una pinza de plástico porta celulares y un elástico de 1 cm de ancho (ver Figura 3.12) para reducir la vibración, con el que se grabaron en video las variaciones del velocímetro durante la conducción.



Figura 3.12: Dispositivo sujetado con pinzas porta celular y elástico.

El segundo teléfono se colocó en el centro de masa del vehículo (ver Figura 3.13) sujetado con velcro y adhesivo para evitar su movimiento. Con este dispositivo se tomaron las lecturas de los sensores acelerómetro y giroscopio durante el recorrido.



Figura 3.13: Dispositivo colocado en el centro de masa del vehículo.

Por último, el tercer teléfono se colocó en el espejo retrovisor de la camioneta (ver Figura 3.14), y con éste se grabaron el video de la calle por la que circulaba el conductor, los patrones de aceleración al iniciar las marchas y los patrones de aplicación del freno al detener el vehículo.

Durante las pruebas a los conductores no se tenía un horario específico, por lo que en algunas ocasiones las grabaciones se hicieron entre las 8:00 y 10:00 am, lo que no generó ningún inconveniente, sin embargo, hubo algunas otras pruebas que se realizaron entre las

3.6. VEHÍCULO Y COLOCACIÓN DE DISPOSITIVOS

11:00 am y las 4:00 pm, lo que ocasionó que debido a que el sol daba directamente a los dispositivos, estos se sobrecalentaban y se apagaban. En las ocasiones en que esto ocurrió, ya no fue posible recuperar las grabaciones de esas pruebas, con lo cual tuvo que iniciarse nuevamente la grabación y el recorrido desde el principio por parte del conductor.



Figura 3.14: Dispositivo colocado en el retrovisor del vehículo.

3.7. Teléfonos inteligentes y Apps

Las especificaciones técnicas de dos de los tres teléfonos inteligentes utilizados son Huawei Y6, modelo MRD-LX3, versión Android 9, RAM 2.0 GB, con una capacidad de almacenamiento total de 32 GB (almacenamiento interno). El tercer teléfono fue el Huawei Y9s, modelo STKLX3, versión Android 10, RAM 6.0 GB, y una capacidad de almacenamiento total de 128 GB. Las lecturas de los ejes X, Y y Z se tomaron con una frecuencia de muestreo de 100 Hz para mayor precisión, aunque estudios anteriores han demostrado que 50 Hz es suficiente [Silva et al., 2018] [Júnior et al., 2017].

Las apps empleadas permitieron tomar las mediciones con el acelerómetro, el giroscopio y el GPS. Una fue la app Sensor-Kinetic Pro (ver Figura 3.15), la cual en cada medición generaba las mediciones de varios sensores, tales como el acelerómetro, giroscopio, magnetómetro, gravedad, aceleración lineal y rotación, pero para efectos de la presente investigación sólo se consideraron los dos primeros. Las ventajas que presentó esta app es que tenía opción para seleccionar la tasa de muestreo de 5 a 200 Hz; además permitía enviar todos los archivos generados en cada prueba por medio de correo electrónico, lo cual facilitó el control de los datos.



Figura 3.15: Sensor Kinetics Pro App. Configuración de sensores.

La otra app empleada fue Kmh Counter, con la que en cada medición se guardaba la fecha, la distancia, la velocidad máxima, la velocidad promedio y el tiempo total de duración del recorrido (ver Figura 3.16).



Figura 3.16: Kmh Counter App. Registro de pruebas.

3.8. Video de la ruta

Se grabó todo el recorrido en video con las cámaras de dos teléfonos inteligentes, una apuntaba a la parte delantera del vehículo y otra al velocímetro del coche, para poder observar, por ejemplo, si el conductor frenaba bruscamente o aceleraba demasiado al iniciar la marcha. El objetivo de la grabación de la ruta era que los expertos pudieran evaluar la conducción mediante la observación como medio de validación. Para facilitar dicha evaluación a los expertos, se optó por combinar los videos de la calle y del velocímetro en un solo video (ver Figura 3.17), mediante Filmora, el cual es un software de acceso libre y gratuito (<https://filmora.wondershare.es/>). Un ejemplo de la grabación completa puede verse en la siguiente liga [Video ejemplo de recorrido completo](#). El sonido fue desactivado debido al compromiso de confidencialidad y el aviso de privacidad que se tenía con cada uno de los conductores involucrados.



Figura 3.17: Video de la ruta.

3.9. Cuestionarios

Inicialmente, el cuestionario se aplicó en línea a una población prueba antes de aplicarse a la población final para realizar la validación del instrumento cuestionario.

Para la aplicación del cuestionario a la población prueba, se seleccionó una organización donde fue necesario someter a evaluación este trabajo de investigación con un comité, el cual hizo algunas observaciones que fueron agregadas y modificadas en el cuestionario en línea de acuerdo a un dictamen. Una vez atendidas las observaciones, se autorizó la aplicación del cuestionario a la población prueba.

Después de realizar el paso anterior, finalmente se programó la aplicación del cuestionario a la población final, que estuvo constituida por conductores particulares de la ciudad de Villahermosa, Tabasco, México.

Se aplicaron dos cuestionarios a cada conductor; el primero fue el DDDI, y el segundo el M-C SDS. Los participantes respondieron a ambos cuestionarios una sola vez antes o después de la prueba de conducción.

3.9.1. Índice de Conducción Peligrosa de Dula (DDDI)

El cuestionario DDDI es un instrumento que evalúa la conducción peligrosa y consta en su versión original de 28 ítems agrupados en tres subescalas, que miden la conducción agresiva, la conducción cognitiva/emocional negativa, y la conducción riesgosa (ejemplos: “conduzco cuando estoy enfadado o molesto”; “entro y salgo del tráfico cuando va lento”; “hago señas obscenas”). Cada ítem tiene la forma de una afirmación que se responde con una escala tipo Likert, que incluye (0) nunca, (1) casi nunca, (2) a veces, (3) casi siempre, y (4) siempre. Cada una de estas opciones tuvo un valor que iba de 1 a 5, por lo que el rango de valores posibles al evaluar todos los ítems podría variar entre 28 (28x1) y 140 (28x5).

Considerando las 3 dimensiones que conforman la estructura de esta herramienta, la conducción agresiva, que al evaluarse podía variar en un rango de 7 a 35 puntos; la conducción cognitiva/emocional negativa, que podía tomar valores de 9 a 45 puntos y la conducción riesgosa, que podía variar entre 12 y 60 puntos [Dula and Ballard, 2003].

3.9.2. Escala de Deseabilidad Social Marlowe - Crowne (M-C SDS)

El M-C SDS es un cuestionario de autoinforme, que evalúa si los encuestados se preocupan por la aprobación social. El cuestionario mide el sesgo de deseabilidad social, que pueden contener las respuestas a la encuesta y representa un sesgo común, que afecta a la investigación [Crowne and Marlowe, 1960].

El M-C SDS consta de 33 ítems, de los cuales 18 (ítems directos) reflejan comportamientos y rasgos socialmente deseables pero infrecuentes (por ejemplo, “nunca dudo en salir de mi camino para ayudar a alguien en problemas”), mientras que los 15 ítems restantes (ítems inversos), reflejan comportamientos indeseables pero generalizados, y rasgos (por ejemplo, “me gusta chismorrear a veces”).

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.
México.

Capítulo 4

Resultados y Discusión

4.1. Resultados

Los resultados se presentan de acuerdo a las tres fases del modelo propuesto: recolección de datos, procesamiento de datos y evaluación de datos.

4.1.1. Fase de recolección de datos

Lecturas de los sensores

En las pruebas realizadas durante el recorrido, se recolectaron datos de los sensores del acelerómetro y del giroscopio. El número de registros osciló entre 53,000 y 111,000 para cada usuario. La variación de los registros se debió al tiempo empleado en el trayecto en función del tráfico y del estilo de conducción.

Las características seleccionadas obtenidas con el acelerómetro fueron la raíz cuadrada del valor medio de los cuadrados (Root Mean Square - RMS) del eje Y (AccY-RMS) y el RMS de la suma vectorial de los ejes (Acc-RMS); del giroscopio se eligió el pico máximo de la suma vectorial de los ejes (Gyr-Pmax) y, por último, se consideró la velocidad máxima (ver Tabla 4.1).

Tabla 4.1: Lectura de los sensores.

Conductor	AccY- RMS	Acc- RMS	Velocidad máxima	Gyr- Pmax	Salida
d1	2.4756	0.6586	52	0.5379	0.4500
d2	2.4155	0.6636	50	0.6011	0.6311
d3	2.4252	0.6248	60	0.5706	0.8084
d4	2.5366	0.8762	60	0.5497	0.8125
d5	2.3200	0.6100	69	0.6800	0.8130
d6	2.4534	0.6802	63	0.6397	0.8125
d7	2.4490	0.6810	47	0.5806	0.5564
d8	2.4405	0.6162	46	0.5056	0.4340
d9	2.4369	0.6403	42	0.4529	0.2008
d10	2.4449	0.6558	52	0.4573	0.4500
d11	2.3472	0.6867	40	0.4710	0.1650
d12	2.3984	0.6639	40	0.4781	0.3140
d13	2.5007	0.6666	51	0.5176	0.4500
d14	2.3398	0.5848	40	0.5119	0.1588
d15	2.4224	0.7091	47	0.4739	0.3838
d16	2.5802	0.4413	48	0.5794	0.4242
d17	2.4036	0.7017	46	0.5110	0.3492
d18	2.4039	0.7397	58	0.5712	0.5708
d19	2.4890	0.5850	46	0.7970	0.6540

Aplicación de los cuestionarios

En esta misma fase se recolectaron los datos subjetivos mediante cuestionarios, que se aplicaron a los conductores antes o después de realizar la prueba de conducción del vehículo. Las respuestas variaron según la escala Likert para el cuestionario DDDI, con valores que iban de 1 ("Nunca") a 5 ("Siempre").

4.1. RESULTADOS

Debido a que en la literatura no se encontró información referente a los rangos para categorizar la conducción peligrosa de acuerdo al DDDI, se optó por dividir en tres partes iguales el total del puntaje de cada subescala, considerando un traslape entre estos rangos.

La clase DDDI se consideró No Peligroso (NP), para las puntuaciones entre 28-56; Moderadamente Peligroso (MoP), para las puntuaciones entre 57-84; y Muy Peligroso (MuP), para las puntuaciones entre 85-140 (ver Tabla 4.2).

Tabla 4.2: Respuestas del DDDI.

Conductor	AD	NCED	RD	Puntaje	Clasificación DDDI
d1	10	23	19	52	NP
d2	27	36	47	110	MuP
d3	9	18	17	44	NP
d4	9	13	12	34	NP
d5	9	14	14	37	NP
d6	14	30	25	69	MoP
d7	7	16	14	37	NP
d8	7	11	12	30	NP
d9	7	18	15	40	NP
d10	7	20	18	45	NP
d11	8	17	15	40	NP
d12	9	16	14	39	NP
d13	7	23	17	47	NP
d14	8	16	16	40	NP
d15	11	15	14	40	NP
d16	19	28	19	66	MoP
d17	12	11	15	38	NP
d18	26	37	45	108	MuP
d19	7	11	12	30	NP

En el cuestionario M-C SDS, el usuario puede responder al ítem con verdadero o falso y

4.1. RESULTADOS

obtener una puntuación. La suma de las puntuaciones de los ítems da como resultado una puntuación total entre 0 y 33. Una puntuación alta indica una mayor deseabilidad social, que se entiende como sesgo de respuesta o rasgo de personalidad (defensivo). Para las puntuaciones entre 0-16, la deseabilidad social se consideró Baja, y entre 17-33 como Alta (ver Tabla 4.3).

Tabla 4.3: Respuestas del M-C SDS.

Conductor	Puntaje	Nivel de deseabilidad social
d1	17	Alto
d2	17	Alto
d3	11	Bajo
d4	22	Alto
d5	16	Bajo
d6	16	Bajo
d7	31	Alto
d8	16	Bajo
d9	25	Alto
d10	27	Alto
d11	16	Bajo
d12	19	Alto
d13	22	Alto
d14	29	Alto
d15	23	Alto
d16	23	Alto
d17	17	Alto
d18	4	Bajo
d19	29	Alto

Entrevista con expertos

Mediante una reunión con tres expertos en movilidad, se recabaron opiniones sobre la importancia de cada dimensión del cuestionario DDDI. Como siguiente paso, se promediaron las opiniones, las cuales se utilizaron en la etapa de procesamiento de datos.

4.1.2. Fase de procesamiento de datos

Resultados de las lecturas de los sensores

Como primer paso, se eligieron al azar los datos de las sesiones de conducción recabadas por los sensores de 14 conductores para la fase de entrenamiento (73.68 %). Como segundo paso se etiquetaron los resultados obtenidos del SDO como No peligroso (NP), Moderadamente peligroso (MoP) y Muy peligroso (MuP) (ver la Figura 4.1). Así, la eficacia de la clasificación fue del 60.00 % en la fase de prueba. Sin embargo, es esencial señalar que el sistema clasificó al conductor d18 con un valor de salida de 0.5708, lo que sitúa al conductor principalmente en el grupo MoP y secundariamente en el grupo MuP. Por lo tanto, el resultado coincidió con el juicio del experto (grupo MuP), considerando esta salida difusa, la eficacia de la clasificación se elevaría al 80 %.

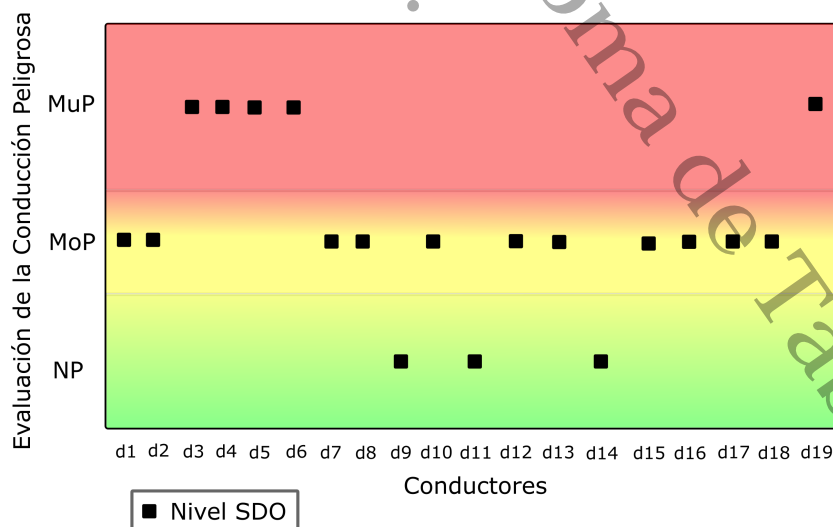


Figura 4.1: Resultados del Sistema Difuso Objetivo (SDO).

AHP

En AHP, se estableció como objetivo la evaluación de la conducción vehicular peligrosa, y se consideraron las dimensiones de la DDDI como criterios para generar la matriz por pares (ver la Figura 4.2). A continuación, los expertos en movilidad asignaron el nivel de importancia de cada dimensión entre estas mismas, utilizando la escala de comparación de [Saaty, 1990]. La matriz generada puede verse en la Tabla 4.4. Por último, se calcularon las prioridades o pesos globales de los criterios (ver la Tabla 4.5) utilizando el método aproximado debido a su simplicidad [Mu and Pereyra-Rojas, 2016].

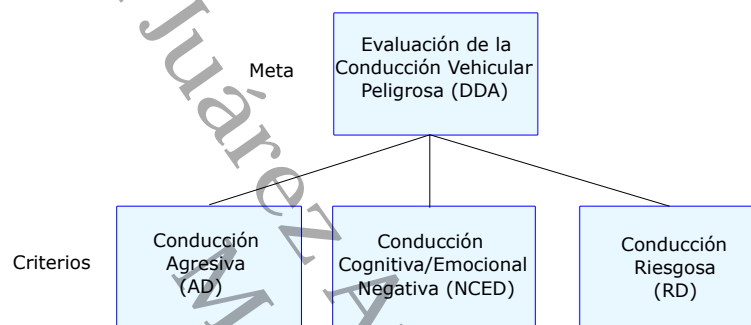


Figura 4.2: Jerarquías en AHP.

Tabla 4.4: Matriz por pares DDDI.

DDA	AD	NCED	RD
AD	1	7	3
NCED	0.143	1	0.333
RD	0.333	3	1

Tabla 4.5: Prioridades de las subescalas.

DDA	AD	NCED	RD	Prioridades
AD	0.678	0.636	0.692	0.669
NCED	0.097	0.091	0.077	0.088
RD	0.226	0.273	0.231	0.243

4.1. RESULTADOS

Con las prioridades se calcularon los pesos para cada prueba de conducción (ver Tabla 4.6).

Tabla 4.6: Pesos de las respuestas del DDDI.

Conductor	Pesos
d1	13.331
d2	32.652
d3	11.736
d4	10.081
d5	10.655
d6	18.081
d7	9.493
d8	8.567
d9	9.912
d10	10.817
d11	10.493
d12	10.831
d13	10.838
d14	10.648
d15	12.081
d16	19.792
d17	12.641
d18	31.585
d19	8.567

Para evitar inconsistencias, se comprobó el radio de consistencia definido como CR, que se muestra en la Ecuación 4.1.

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (4.1)$$

donde CI es el índice de consistencia y RI es el índice de consistencia de una matriz

aleatoria.

CI es calculado como se muestra en la Ecuación (4.2).

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \quad (4.2)$$

donde n es el número de elementos comparados.

(λ_{max}) es calculada como se muestra en la Ecuación (4.3).

$$\lambda_{max} = \frac{\sum (SumaDePesos)(Prioridad)}{n} \quad (4.3)$$

Considerando los valores n=3 (dimensiones o subescalas del DDDI), $\lambda_{max} = 3.008$ y RI=0.58 (de acuerdo a la Tabla 4.7, para n=3, RI=0.58), se obtuvo el valor del Radio de Consistencia [Mu and Pereyra-Rojas, 2016] [Zheng et al., 2019].

Tabla 4.7. Índices de Consistencia.

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9
RI	0.00	0.00	0.58	0.9	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45

El valor de la relación de consistencia fue de 0.007 (0.004/0.58), y como es inferior a 0.10, la matriz por pares es razonablemente consistente [Mu and Pereyra-Rojas, 2016].

Resultados del Sistema Difuso Subjetivo (SDS).

Los resultados de la evaluación del cuestionario con el Sistema Difuso Subjetivo (SDS) se presentan en la Figura 4.3.

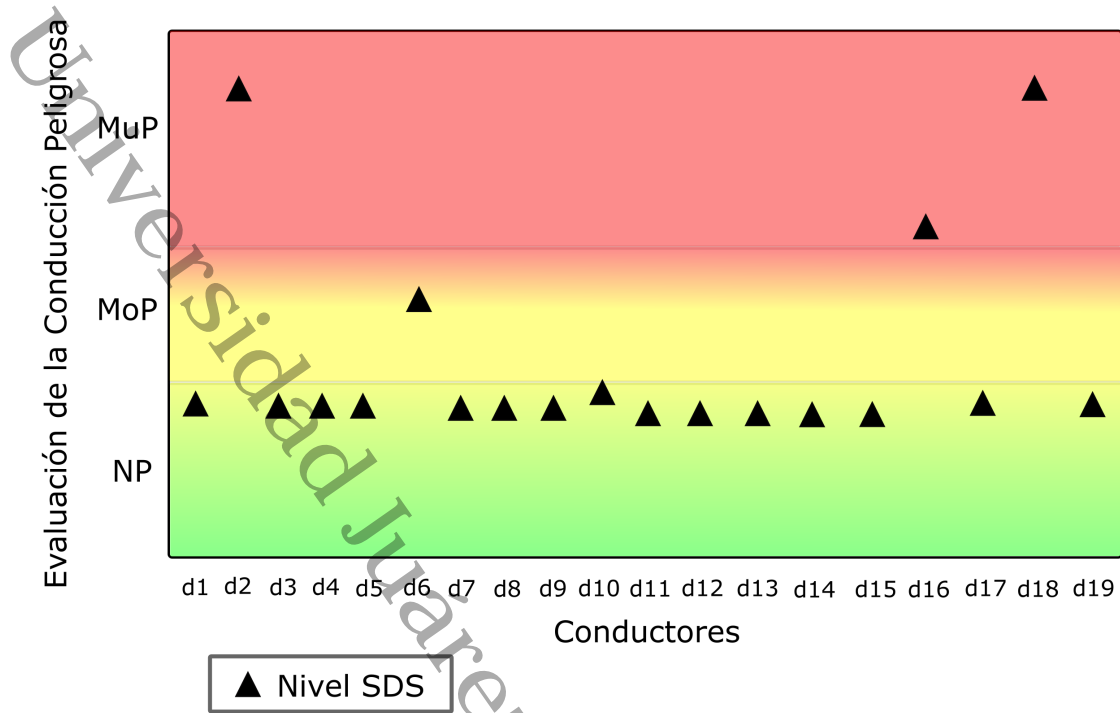


Figura 4.3: Resultados del Sistema Difuso Subjetivo (SDS).

4.1.3. Fase de evaluación de datos

En esta etapa se implementó un Sistema Difuso Combinado (SDC), tomando los resultados de los sistemas SDO y SDS como variables de entrada. Se combinaron ambos tipos de variables en este SDC, en el que la deseabilidad social del conductor fue la tercera variable crucial para la categorización final. Los resultados numéricos se muestran en la Tabla 4.8 y las clases derivadas se ilustran gráficamente en la Figura 4.4.

4.1. RESULTADOS

Tabla 4.8: Resultados numéricos del Sistema Difuso Combinado (SDC).

Conductor	M-C SDS	Resultado SDC	Clasificación SDC
d1	0.5151	0.3960	MoP
d2	0.5151	0.8282	MuP
d3	0.3333	0.5000	MoP
d4	0.6666	0.8470	MuP
d5	0.4848	0.3479	MoP
d6	0.4848	0.6038	MoP
d7	0.9393	0.5199	MoP
d8	0.4848	0.3479	MoP
d9	0.7575	0.0153	NP
d10	0.8181	0.5000	MoP
d11	0.4848	0.1702	NP
d12	0.5757	0.4094	MoP
d13	0.6666	0.5000	MoP
d14	0.8787	0.1530	NP
d15	0.6969	0.4835	MoP
d16	0.6969	0.5000	MoP
d17	0.5151	0.3960	MoP
d18	0.1212	0.8417	MuP
d19	0.8787	0.5000	MoP

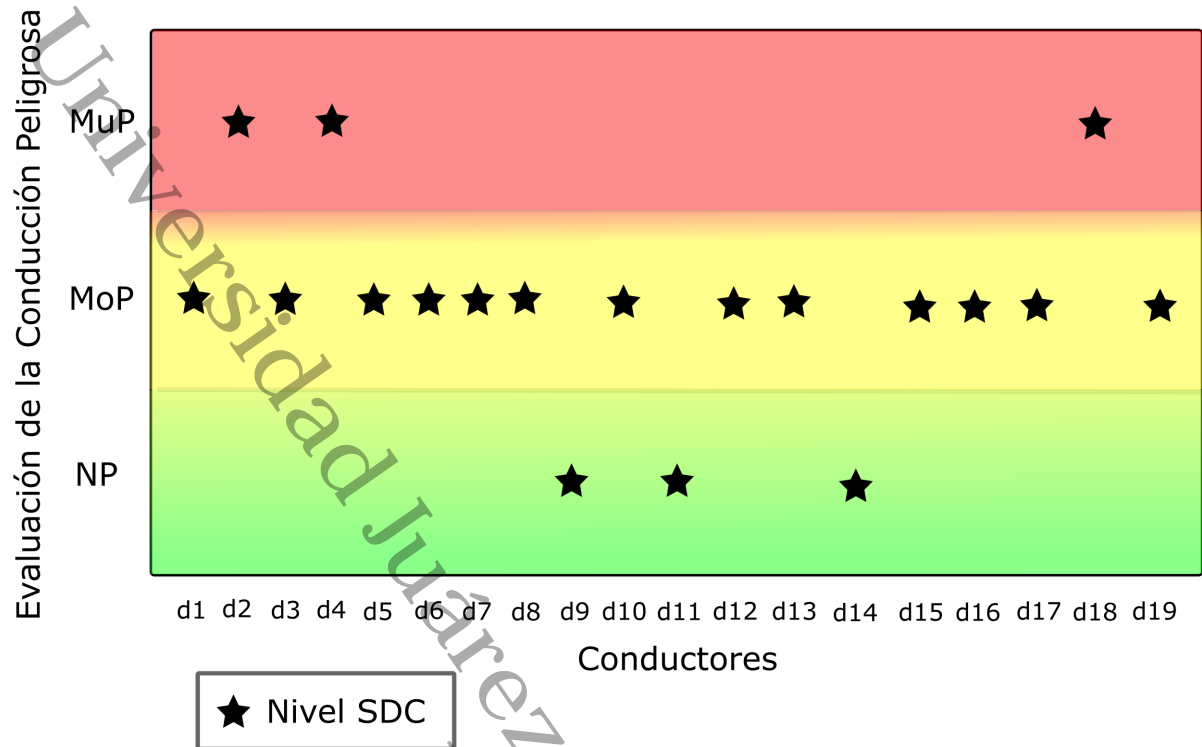


Figura 4.4: Clases derivadas del Sistema Difuso Combinado (SDC).

4.1.4. Validación

Tres expertos en movilidad con más de veinte años de experiencia individualmente en el transporte público y en servicio actualmente, y quienes cuentan con cursos viales impartidos por la Secretaría de Movilidad del Estado de Tabasco, validaron la eficacia de la presente propuesta, el Sistema Difuso Combinado (SDC). Para ello, los expertos vieron y analizaron el video de la prueba de conducción de cada conductor, y se les facilitaron los resultados de los cuestionarios DDDI y M-C SDS contestados por los conductores. Basándose en lo anterior, los expertos clasificaron por consenso el nivel de conducción peligrosa de cada conductor (NP, MoP y MuP). Por último, se presenta el resultado de la validación en la Fig. 4.5.

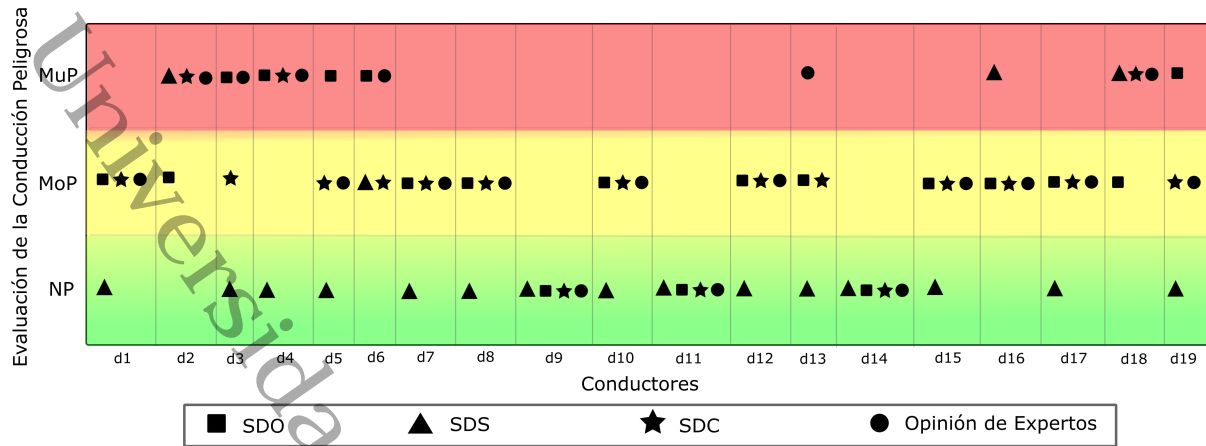


Figura 4.5: Comparaciones contra la opinión de los expertos.

A partir de los resultados y los cálculos posteriores, tenemos un 73.68% de coincidencia en la clasificación respecto a la opinión de los expertos, cuando sólo se considera el uso de los datos de los sensores para alimentar el sistema difuso (SDO). En cambio, si se alimenta el sistema difuso sólo con las respuestas de los cuestionarios (SDS), la coincidencia alcanzada es sólo del 26.31%, lo que atribuimos a la alta deseabilidad social de la mayoría de los conductores evaluados y que está en línea con los resultados mostrados en la Tabla 4.3. Sin embargo, se alcanzó una concordancia del 84.21% con el sistema difuso combinado (CFS), en lo que respecta a la evaluación de los expertos. Esto demuestra las ventajas del enfoque multidisciplinario para lograr una clasificación más acorde con la evaluación de los expertos.

La Figura 4.6 muestra la matriz de confusión entre la clasificación verdadera de la opinión de los expertos y la clasificación predicha por nuestro enfoque propuesto. También se muestran las métricas estadísticas (sensibilidad, precisión balanceada) que son apropiadas para las clasificaciones multiclase no balanceadas. Esta última también confirma la eficacia de la propuesta presentada, aunque el valor de sensibilidad obtenido para clasificar correctamente la conducción Muy Peligrosa (MuP) representa un inconveniente.

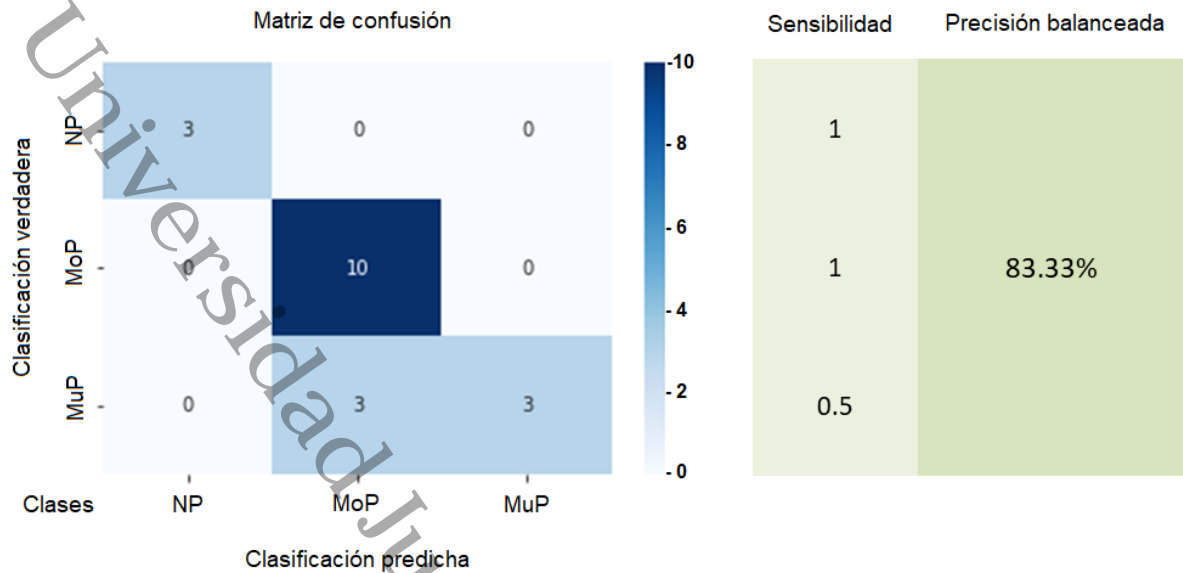


Figura 4.6: Matriz de confusión, sensibilidad y precisión balanceada.

Los resultados reflejan los conocimientos contenidos en la teoría. Es decir, los sensores utilizados (acelerómetro y giroscopio) fueron capaces de medir los movimientos del vehículo, aunque en algunos casos los valores obtenidos fueron erróneos. En cuanto a los cuestionarios utilizados para obtener información subjetiva de los conductores, aunque éstos expresaron libremente sus opiniones, los resultados estuvieron sesgados por la deseabilidad social presente en muchos otros casos. Los sistemas difusos, en cambio, modelaron las ambigüedades de las variables implicadas y realizaron una clasificación mayoritariamente precisa tras la defuzificación.

4.2. Discusión

El logro más significativo de la presente propuesta es haber demostrado que un sistema difuso con un enfoque multidisciplinar puede evaluar la conducción peligrosa utilizando los puntos fuertes de cada disciplina y compensando sus limitaciones. El sistema difuso presentado en esta investigación incluye variables de entrada y reglas de inferencia, valores objetivos procedentes de la ingeniería electrónica (sensores) y valores subjetivos procedentes de la ciencia del comportamiento (respuestas a cuestionarios). Ambos tipos de valores fueron

procesados computacionalmente para generar valores de categorización con una eficiencia superior al 84 %. Esta eficiencia es destacable al tratarse de un experimento realizado en un escenario real sin control del tráfico. Además, los conductores que realizaron las sesiones de conducción tuvieron total libertad de estilo sin eventos predefinidos. Hasta donde sabemos, este es el primer enfoque que combina las disciplinas seleccionadas para evaluar la conducción peligrosa y permite una evaluación desde un enfoque holístico.

La eficacia del SDC se validó con opiniones de expertos a partir de la observación de vídeos de experimentos y de los resultados de los cuestionarios. Las opiniones de los expertos se han utilizado para validar los experimentos en escenarios reales [Yin et al., 2017].

Nuestras conclusiones están bien sustentadas por estudios similares divididos en dos grandes grupos. En el primer grupo se emplearon la inteligencia artificial y los dispositivos electrónicos con sensores incorporados, teniendo las desventajas de los fallos y errores en las lecturas [Yu et al., 2015], los eventos predefinidos y controlados, y los escenarios simulados, en los que se utilizaron sensores. En el segundo grupo se encontraron los estudios tecnológicos (sensores y sistemas difusos), que se apoyaron en los autoinformes, aunque estos últimos no se combinaron dentro del sistema difuso, sólo se utilizaron para categorizar los grupos o para validar los resultados.

Un ejemplo del primer grupo de estudios es una investigación en la que se utilizó una aplicación basada en sensores de teléfonos inteligentes y apoyada por un sistema difuso, para clasificar la conducción agresiva en cinco grupos. Para validar sus resultados, se pidió a los usuarios que se autoevaluaran respondiendo a una pregunta en la que debían indicar cómo consideraban que había sido su conducción agresiva, en una escala del uno al cinco. Sólo en el 60 % de los casos hubo coincidencia en la autoevaluación de los usuarios y la clasificación del sistema difuso [Castignani et al., 2015].

Hubo otro estudio que utilizó el aprendizaje automático supervisado y la lógica difusa para detectar eventos agresivos como el frenado agresivo, la aceleración agresiva, el giro agresivo, los cambios de carril agresivos y los eventos no agresivos. En este trabajo, los eventos estaban controlados, ya que estaban definidos, y se consiguió una eficacia de entre el 98 y el 99 %. Sin embargo, los conductores no eran libres de conducir como querían en un entorno real

[Ferreira et al., 2017].

Otro trabajo obtuvo una eficiencia inferior a la de nuestra propuesta, utilizando un smartphone y redes neuronales, logrando un 77% de eficiencia en la clasificación de estilos de conducción como agresivo, normal y tranquilo [Meseguer et al., 2013]. A diferencia de nuestro enfoque, éste utilizaba un dispositivo OBD-II para la captura de datos, lo que incrementaba sustancialmente los costos al tratarse de un equipo adicional a los sensores integrados en el teléfono inteligente (GPS y acelerómetro en este caso).

En el segundo grupo de estudios apoyados en los autorreportes, se encuentra otro enfoque [Eftekhari and Ghatee, 2019] que propone un sistema neuro-difuso para clasificar los comportamientos de conducción teniendo en cuenta las similitudes con los patrones difusos de las maniobras de conducción. Reconocieron maniobras de conducción que incluyen cambios de carril, giros a la izquierda o a la derecha y giros en U. La validación de dicho enfoque se realizó con el cuestionario de Escala de Enojo del Conductor (DAS), obteniendo una eficiencia del 87% [Eftekhari and Ghatee, 2019].

Otro estudio, que también empleó autorreportes, analizó el comportamiento de los conductores utilizando un híbrido de la Transformada Wavelet Discreta (DWT), Sistema Adaptativo de Inferencia Neuro-Difusa (ANFIS) y sensores de teléfonos inteligentes (acelerómetro, giroscopio y magnetómetro). La categorización incluyó los siguientes comportamientos: seguro, semiagresivo y agresivo. Estas tres clases de comportamientos se extrajeron del cuestionario de Escala de Enojo del Conductor (DAS). Se utilizó el DWT para evaluar las características, validando los resultados con el cuestionario DAS y obteniendo una eficiencia del 84.2% en promedio [Eftekhari and Ghatee, 2018]. En este caso, sus resultados de eficiencia son similares a los obtenidos en nuestra investigación.

Nuestro enfoque está en consonancia con otros estudios en los que se establece que las soluciones híbridas que combinan fuentes de datos producen resultados más fiables y precisos, especialmente en las evaluaciones relacionadas con el desempeño en la conducción vehicular [Dong et al., 2010] [Yin et al., 2017].

En el caso concreto de la presente investigación, el hecho de que las pruebas fueran personalizadas nos permitió tener resultados adecuados independientemente del número de

usuarios. Se buscaron resultados personalizados, como es el caso del cuestionario, donde se refleja la personalidad. No se intentó reconocer un patrón generalizado de una población amplia.

Hubo algunas limitaciones durante las pruebas de conducción; por ejemplo, como el experimento se realizó en un escenario real, no fue posible tener las mismas condiciones de tráfico para todos los conductores. Del mismo modo, no pudimos capturar algunas situaciones con el diseño de sensores implementado, es decir, se necesitarían dispositivos adicionales (sensores de temperatura ambiental, sensores de proximidad y cámaras con visión periférica de 360 grados) para capturar todo el entorno de conducción. Además, una limitación de los cuestionarios es la conocida deseabilidad social, que puede surgir cuando los conductores proporcionan respuestas de acuerdo con las normas y valores sociales vigentes [Zerbe and Paulhus, 1987]. Como se indica en [Hatfield et al., 2017], las mediciones de autoinforme de la conducta al volante, al igual que todas las mediciones de autoinforme, están sujetas a errores de recuerdo del encuestado, así como a la validez de la información (incluido el sesgo de deseabilidad social). Además, el empleo de cuestionarios en los que las respuestas se basan en el comportamiento pasado puede resultar obsoleto, ya que ciertas condiciones personales del conductor pueden cambiar de un día para otro [Eboli et al., 2017a]. Sin embargo, otra situación que podría haber surgido durante las pruebas de conducción, que es inherente al ser humano, es el cambio de actitud de los conductores cuando saben que están siendo evaluados [Oswald et al., 2014].

Durante el desarrollo de la investigación nos encontramos con algunas dificultades, por ejemplo, sujetar correctamente los smartphones para capturar los movimientos, es decir, que los movimientos capturados no fueran el resultado de una sujeción inadecuada. Además, durante las mediciones de los sensores, en al menos dos casos, tuvimos lecturas erróneas.

El enfoque propuesto es innovador porque responde a la necesidad de evaluar la conducción peligrosa desde una perspectiva multidisciplinar. La multidisciplinariedad es relevante para resolver problemas sociales complejos [Andrisano et al., 2018] [Biondi et al., 2019]. El sistema difuso presentado es una alternativa eficiente para la toma de decisiones que puede contribuir a aumentar la seguridad en los sistemas inteligentes de transporte.

Capítulo 5

Conclusiones

El sistema propuesto supone un avance en el estado actual del conocimiento ya que aborda la necesidad de evaluar la conducción vehicular desde un enfoque multidisciplinar. Los materiales y métodos utilizados son de probada fiabilidad y eficacia en cada una de las disciplinas implicadas. Además, combinamos los métodos dentro de un sistema difuso que permite manejar la vaguedad inherente cuando los valores de los criterios no son precisos. Además, las variables subjetivas contribuyen a evaluar a los conductores de forma personalizada.

La categorización del sistema es el resultado de considerar tanto los aspectos objetivos (sensores), como los subjetivos (cuestionarios) del comportamiento mientras se conduce, considerando así la diversidad de factores que intervienen durante el proceso de conducción vehicular. Por tanto, cumplimos el objetivo de disponer de un sistema que combine variables objetivas y subjetivas, y abordamos la ausencia de un sistema combinado para la evaluación de la conducción vehicular peligrosa.

Considerando el Objetivo General establecido en la presente investigación, que es categorizar la conducción vehicular peligrosa utilizando un sistema difuso, que combina las mediciones adquiridas con sensores y las condiciones personales del conductor obtenidas a partir de un cuestionario, como fue mencionado en el párrafo anterior, este fue cumplido, ya que finalmente obtuvimos un método mediante el cual fue posible categorizar a los conductores de acuerdo a las pruebas tomadas durante el experimento y a sus respuestas a los cuestionarios de manera individual, combinando ambos resultados en un Sistema Difuso Combinado

(SDC), que permitió dicha categorización en No Peligroso, Medianamente Peligroso o Muy Peligroso en cuanto al nivel de peligrosidad en la conducción vehicular.

De forma adicional, y tomando en cuenta los Objetivos específicos de la presente tesis:

- Determinar las variables objetivas y sus valores a partir de las mediciones de los sensores. Dichas variables seleccionadas fueron el RMS del eje Y (Raíz Cuadrática Media del eje Y), y el RMS de la suma vectorial de los ejes (Raíz Cuadrática Media de la suma vectorial de los ejes) para el caso del acelerómetro. Otra variable elegida fue el Pico Máximo de la suma vectorial de los ejes, para el caso del giroscopio. Por último se consideró la velocidad máxima. Dichas variables sirvieron de entrada para el Sistema Difuso Objetivo (SDO).
- Determinar las variables subjetivas y sus valores a partir de los cuestionarios. Las variables en este caso fueron las dimensiones del DDDI, la Conducción Agresiva, la Conducción Cognitiva Emocional Negativa y la Conducción Riesgosa. Además se consideró el valor del Nivel de Desesabilidad Social tomado de las respuestas del M-C SDS de cada conductor para validar la honestidad de sus respuestas. Los valores de estas variables alimentaron el Sistema Difuso Subjetivo (SDS).
- Definir un método de categorización que combine ambos tipos de variables. El método quedó conformado mediante tres subsistemas difusos, el primero el Sistema Difuso Objetivo (SDO), el segundo el Sistema Difuso Subjetivo (SDS) y por último el Sistema Difuso Combinado (SDC) que toma como entrada las salidas de los dos primeros.

Nuestro modelo pretende aprovechar las ventajas de cada herramienta, compensando los inconvenientes y minimizando los sesgos, con el fin de aumentar la eficacia y la fiabilidad a la hora de evaluar la conducción vehicular peligrosa. Descubrimos que la combinación de disciplinas para evaluar la conducta al volante hace que la precisión de la clasificación se acerque más a la evaluación realizada por los expertos, que si la conducta se evaluara sólo de forma objetiva o subjetiva. Algunos de los posibles usos del enfoque propuesto son: como herramienta para la selección del personal de conducción, como asistente del conductor y como monitorización de los estilos y comportamientos de conducción.

El trabajo futuro sobre este enfoque puede incluir (a) el aumento de la variedad de sensores para capturar las condiciones de conducción, como más cámaras de video, sensores de la temperatura ambiental, sensores de proximidad, sistemas de sujeción de sensores adecuados, así como (b) información fisiológica (electrocardiograma, actividad electrodérmica y respiración), y (c) sensores de reconocimiento facial (para la detección de la fatiga y la distracción). Es conveniente la inclusión de más usuarios y experimentos para reforzar la validez de la propuesta. Relacionado con la teoría de la lógica difusa y con el fin de mejorar la propuesta, podemos considerar el uso de sistemas difusos de tipo 2 para la gestión de la incertidumbre, así como sistemas difusos de tipo 3 [Liu et al., 2021]. Otra oportunidad de mejora para este enfoque es el ajuste óptimo automático mediante algoritmos de optimización metaheurísticos [Roman et al., 2021].

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.
México.

Capítulo 6

Apéndices y anexos

6.1. Apéndices

Apéndice A

Cartas DAIS, DACB y DAIA. Cartas de autorización de las Divisiones Académicas en las que se aplicaron los cuestionarios de prueba (ver Figuras 6.1, 6.2 y 6.3).

Apéndice B

Comité de ética. Dictamen del Comité de Ética de la Universidad (ver Figuras 6.4 y 6.5).

Apéndice C

Cuestionario DDDI en español. Cuestionario del Índice de Conducción Peligrosa de Dula traducido al español latinoamericano, adaptado, contextualizado y que fue aplicado a los conductores en el experimento (ver Figuras 6.6, 6.7 y 6.8).

6.2. Anexos

Anexo A

Controller Area Network - Bus (CAN-Bus). Protocolo de comunicaciones desarrollado por la firma alemana Robert Bosch GmbH, basado en una topología bus para la transmisión de mensajes en entornos distribuidos (ver Figura 6.9).

Anexo B

Cuestionario DDDI Versión original. Versión original en inglés del Índice de Conducción Peligrosa de Dula (ver Figuras 6.10 y 6.11).

Anexo C

Cuestionario M-C SDS. Cuestionario en su versión en español Marlowe-Crowne de Deseabilidad Social (ver Figura 6.12).

Anexo D

On Board Diagnostic (OBD). Sistema de diagnóstico a bordo en vehículos (coches y camiones) (ver Figura 6.13).

Anexo E

Strategic Highway Research Program (SHRP). Estudio completado en 2015 en Estados Unidos, por las Academias Nacionales de Ciencias, Ingeniería y Medicina, que contiene una cantidad sin precedentes de datos objetivos sobre el comportamiento de los conductores y el contexto de conducción.



Figura 6.1: Carta para la División Académica de Informática y Sistemas (DAIS).



Figura 6.2: Carta para la División Académica de Ciencias Básicas (DACB).



**UNIVERSIDAD JUÁREZ
AUTÓNOMA DE TABASCO**
"ESTUDIO EN LA DUDA. ACCIÓN EN LA FE"



DAIS
11111000011



INSTITUTO JUÁREZ
1879-2019

Oficio Núm. 1747/2019/DAIS/D
22 de agosto de 2019

Dr. Germán Pérez Hernández
Director de la División de Ingeniería y Arquitectura
Carretera Cunduacán-Jalpa KM. 1 Col. La Esmeralda
CP. 86690, Cunduacán, Tabasco, México.

Me permito presentar al alumno el **C. Carlos Javier Ronquillo Caña** estudiante del Doctorado en Ciencias de la Computación, con matrícula 191H18003.

El estudiante mencionado está desarrollando una investigación titulada: **"CATEGORIZACIÓN DE LA CONDUCCIÓN VEHICULAR PELIGROSA UTILIZANDO UN SISTEMA DIFUSO QUE COMBINA VARIABLES OBJETIVAS Y SUBJETIVAS"**, como parte de su proyecto para obtención del grado, contando con la dirección del Dr. Pablo Pancardo García y de la Dra. Martha Patricia Silva Payró, profesores investigadores de esta División Académica.

Si a la dependencia que representa le parece conveniente, mucho agradeceré brinde las facilidades e información pertinente a nuestro alumno para la aplicación de cuestionarios en la organización que Usted dignamente representa, durante el periodo comprendido de agosto 2019 - enero 2020.

Sin otro particular, aprovecho la ocasión para enviarle un saludo afectuoso.

Atentamente




MTE. Oscar Alberto González González
Director



UNIVERSIDAD JUÁREZ AUTÓNOMA DE TABASCO



DIVISION ACADEMICA DE INFORMATICA Y SISTEMAS



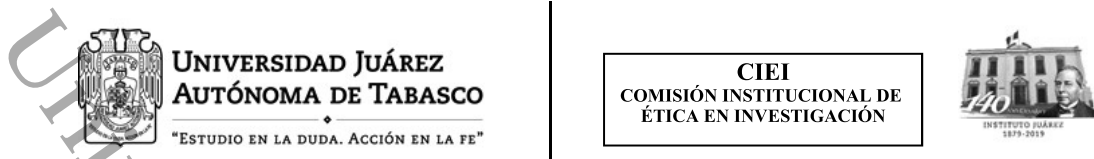
UNIVERSIDAD JUÁREZ AUTÓNOMA DE TABASCO
23 AGO. 2019
COORDINACIÓN DE INY. Y POSGRADO

C.c.p. MASJ. Arturo Corona Ferreira.- Encargado del Despacho de la Coordinación de Posgrado
C. Carlos Javier Ronquillo Caña.-Estudiante del DCC.
Archivo
Consecutivo

Miembro CUMEX desde 2008
**Consortio de
Universidades
Mexicanas**
USA ALIANZA DE CALIDAD POR LA EDUCACIÓN SUPERIOR

Carretera Cunduacán-Jalpa Km. 1, Colonia Esmeralda, C.P. 86690, Cunduacán, Tabasco, México.
E-mail: direccion.dais@ujat.mx
Teléfonos: (993) 358 1500 ext. 6727; (914) 336 0616, Fax: (914) 336 0870

Figura 6.3: Carta para la División Académica de Ingeniería y Arquitectura (DAIA).



DICTAMEN ÉTICO

Martha Patricia Silva Payro
División Académica De Informática Y Sistemas

Presente:

En atención a su solicitud de Revisión y Dictamen Ético del

Tesis De Licenciatura O Posgrado

Categorización De La Conducción Vehicular Peligrosa Utilizando Un Sistema Difuso Que Combina Variables Objetivas Y Subjetivas

Folio 0402

Y despues de haber integrado al expediente las recomendaciones emitidas y entregadas por la

Subcomision de Fisicomatemáticas, Ciencia De La Tierra E Ingenierías

La CIEI resuelve lo siguiente

Aprobado Con Recomendaciones

Comentarios/Recomendaciones *

- Adjuntar la Carta de Confidencialidad
- Sustituir, en el Aviso de Privacidad, la frase "Su información personal recabada será utilizada con fines estadísticos solamente," por la frase "Su información personal recabada será utilizada con fines académicos solamente"
- Incluir en el Cuestionario, el mecanismo a seguir para la consulta del Aviso de Privacidad y del Consentimiento Informado.
- El Consentimiento informado también deberá incluir lo siguiente:
 - Especificar el número de sujetos que participarán en la investigación.
 - Informar sobre los beneficios que podrán obtenerse de la investigación.
 - Garantizar la aclaración de dudas y las respuestas a cualquier pregunta relacionada con la investigación.
 - Abordar las circunstancias por las cuales se puede dar por terminado el estudio.
 - Estar firmado por el sujeto de estudio o su representante legal.
 - Incluir los nombres, firmas y direcciones de dos testigos.
 - Garantizar la confidencialidad y/o seguridad en materia de protección de sus datos personales.
 - Mencionar los compromisos asumidos por el investigador responsable.
 - Versión y Fecha del documento.
- Revisar la Ley Federal de Telecomunicaciones y Radiodifusión, los Lineamientos de Colaboración en Materia de Seguridad y Justicia del Instituto Federal de Telecomunicaciones, la Ley Federal de Protección de Datos Personales en Posesión de Particulares, la Ley Federal de Transparencia y Acceso a la Información Pública, el Catálogo de datos personales: criterios y

Figura 6.4: Dictamen CIEI. Dictamen Ético de la Comisión Institucional de Ética en Investigación. Hoja 1.



resoluciones para su tratamiento y demás aplicables. Ajustar el punto 7.4 conforme a derecho.
- El Protocolo de Tesis deberá describir los mecanismos o criterios para la selección de los participantes de "rutas peligrosas", de la población prueba y de la población final.

* Las recomendaciones se emiten en el entendido que será responsabilidad del investigador atenderlas.

Sin otro particular reciba un cordial saludo.

**PATRICIA MENDOZA LORENZO
PRESIDENTE**

c.c.p Archivo CIEI
Archivo Dirección de Investigación, UJAT
Coordinaciones de Investigación

**SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN,
POSGRADO Y VINCULACIÓN**



**CIEI | COMISIÓN INSTITUCIONAL
DE ÉTICA EN INVESTIGACIÓN**

Av. Universidad s/n, Zona de la Cultura, Col. Magisterial, C.P. 86040
Villahermosa, Tabasco
eticaeninvestigacion@ujat.mx
www.ujat.mx



Figura 6.5: Dictamen CIEI. Dictamen Ético de la Comisión Institucional de Ética en Investigación. Hoja 2.



Figura 6.6: DDDI en español, adaptado y contextualizado. Hoja 1.

CUESTIONARIO DE CONDUCCIÓN VEHICULAR.

Instrucciones: El presente cuestionario sólo deberá ser respondido por quienes conducen vehículos. Selecciona la respuesta que consideres más adecuada.

Género

Mujer Hombre Prefiero no decirlo Otros: _____

Edad _____ **correo:** _____

Estado civil

Soltero(a) Casado(a) Viudo(a) Unión libre Divorciado(a) Otro: ____

Promedio de horas que conduce a la semana: _____

Número de años de experiencia en conducción: _____

Número de infracciones de tránsito en promedio al año: _____

Número de accidentes o percances de tránsito en el último año: _____

Automóvil:

Marca: F-150 Modelo: 2005 Transmisión: Automática Manual

COVID:

¿Participaría como conductor voluntario para traslado de pacientes COVID en su automóvil? (Sí) (No)

Si ganara el doble o el triple como conductor de ambulancia al día de hoy, ¿tomaría el trabajo? (Sí) (No)

¿Ocasiones que ha trasladado pacientes COVID en su auto como parte de su servicio? (0) (1-3) (4 ó más)

Conducción:**1. Conduzco a pesar de estar malhumorado.**

() Nunca () Casi nunca () A veces () Casi siempre () Siempre

2. Conducir me provoca mal humor.

() Nunca () Casi nunca () A veces () Casi siempre () Siempre

3. Considero que las maniobras de otros conductores llegan a ser inapropiadas o torpes.*

() Nunca () Casi nunca () A veces () Casi siempre () Siempre

4. Cuando otro conductor me molesta, le hago cambio de luces.

() Nunca () Casi nunca () A veces () Casi siempre () Siempre

5. Agredo con señas impropias ("mostrar el dedo") a otros conductores que me molestan.*

() Nunca () Casi nunca () A veces () Casi siempre () Siempre

6. Agredo verbalmente a otros conductores cuando me molestan.

() Nunca () Casi nunca () A veces () Casi siempre () Siempre

7. Utilizo intencionalmente mi vehículo para bloquear el paso a los conductores que se acercan demasiado.

() Nunca () Casi nunca () A veces () Casi siempre () Siempre

8. Me acerco demasiado al vehículo que considero me estorba.

() Nunca () Casi nunca () A veces () Casi siempre () Siempre

Figura 6.7: DDDI en español, adaptado y contextualizado. Hoja 2.

9. En el alto del semáforo provocho a otros conductores para salir primero ("carreritas").
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
10. Cuando un vehículo va muy lento, lo rebaso de manera ilícita, aunque viole el Reglamento de Tránsito.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
11. Si otro conductor ha sido agresivo conmigo, siento que tengo derecho a contraatacar de alguna manera.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
12. Cuando no puedo avanzar debido a un embotellamiento, me enojo mucho.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
13. En un cruce de ferrocarril, si el tren viene lento, intento ganarle el paso.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
14. Cuando el tránsito vehicular es lento, cambio de carril constantemente, buscando la manera de avanzar.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
15. Conduzco aunque esté ligeramente alcoholizado.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
16. Cuando alguien me cierra el paso, pienso que debería agredirlo.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
17. Cuando estoy conduciendo y voy retrasado, me impaciento o enojo.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
18. Cuando estoy conduciendo, las personas que van conmigo, me dicen que me calme.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
19. Me molesto cuando el vehículo que va delante de mí, reduce la velocidad sin razón.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
20. Cuando un vehículo va despacio frente a mí, lo rebaso aunque haya señalamientos de no hacerlo (dobles líneas continuas).
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
21. Siento que tengo derecho a conducir como sea, para llegar pronto a mi destino.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
22. Pienso que los conductores lentos deberían aprender a manejar o quedarse en su casa.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
23. Avanzo por el acotamiento para salir de un embotellamiento.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
24. Cuando rebaso a un vehículo en una carretera de doble sentido, lo hago casi rozándolo.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
25. Conduzco aunque haya bebido demasiado.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
26. Si tuviera que confrontar a otro conductor, pienso que podría perder el control.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
27. Me considero un conductor arriesgado.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre
28. Considero que la mayoría de las reglas de tránsito son sólo sugerencias.
 Nunca Casi nunca A veces Casi siempre Siempre

Figura 6.8: DDDI en español, adaptado y contextualizado. Hoja 3.



Figura 6.9: Bus de datos de la Red de Área de Controladores (CAN bus).

Dula Dangerous Driving Index (©1999, Dula)

- . 1 I drive when I am angry or upset. NCE
- . 2 I lose my temper when driving. NCE
- . 3 I consider the actions of other drivers to be inappropriate or “stupid.” NCE
- . 4 I flash my headlights when I am annoyed by another driver. AD
- . 5 I make rude gestures (e.g., giving “the finger”; yelling curse words) toward drivers who annoy me. AD
- . 6 I verbally insult drivers who annoy me. AD
- . 7 I deliberately use my car/truck to block drivers who tailgate me. AD
- . 8 I would tailgate a driver who annoys me. AD
- . 9 I “drag race” other drivers at stop lights to get out front. RD
- . 10 I will illegally pass a car/truck that is going *too* slowly. RD
- . 11 I feel it is my right to strike back in some way, if I feel another driver has been aggressive toward me. AD
- . 12 When I get stuck in a traffic jam I get *very* irritated. NCE
- . 13 I will race a slow moving train to a railroad crossing. RD
- . 14 I will weave in and out of slower traffic. RD
- . 15 I will drive if I am only *mildly* intoxicated or buzzed. RD
- . 16 When someone cuts me off, I feel I should punish him/her. AD
- . 17 I get impatient and/or upset when I fall behind schedule when I am driving. NCE
- . 18 Passengers in my car/truck tell me to calm down. NCE
- . 19 I get irritated when a car/truck in front of me slows down for no reason. NCE

Figura 6.10: DDDI versión original en inglés. Hoja 1.

- . 20 I will cross double yellow lines to see if I can pass a slow moving car/truck. RD
- . 21 I feel it is my right to get where I need to go as quickly as possible. RD
- . 22 I feel that *passive* drivers should learn how to drive or stay home. NCE
- . 23 I will drive in the shoulder lane or median to get around a traffic jam. RD
- . 24 When passing a car/truck on a 2-lane road, I will barely miss on. RD
- . 25 I will drive when I am drunk. RD/DD
- . 26 I feel that I may lose my temper if I have to confront another driver. NCE
- . 27 I consider myself to be a risk-taker. RD
- . 28 I feel that most traffic "laws" could be considered as suggestions. RD

Note:

DDDI Dangerous Driving Total Score = Add all items;

NCE = Negative Cognitive/Emotional Driving Subscale = Add NCE items;

AD = Aggressive Driving Subscale = Add AD items;

RD = Risky Driving Subscale = Add RD items;

RD/DD = Risky Driving/Drunk Driving Subscale = Add RD/DD items.

Figura 6.11: DDDI versión original en inglés. Hoja 2.

Cuestionario M-C SDS

Género:

Mujer Hombre Prefiero no decirlo Otro: _____

A continuación, verás una serie de frases que están relacionadas con actitudes personales. Lee atentamente cada una de ellas y decide si tu forma habitual de ser se parece (V) o no (F) al contenido de la frase. No dejes ninguna frase sin responder.

Marca por favor tu respuesta con una "X".

1	Antes de votar me informo detalladamente de la capacidad de todos los candidatos	V	F
2	Nunca dudo en dejar lo que estoy haciendo para ayudar a alguien con problemas	V	F
3	A veces me cuesta ponerme a trabajar si no me encuentro con ánimos	V	F
4	Nunca me ha caído nadie realmente mal	V	F
5	Algunas veces dudo de mi habilidad para triunfar en la vida	V	F
6	A veces estoy descontento cuando no puedo hacer las cosas a mi manera	V	F
7	Siempre soy muy cuidadoso con mi manera de vestir	V	F
8	En casa, me comporto tan bien en la mesa como cuando voy a un restaurante	V	F
9	Si pudiera entrar en una sala de cine sin pagar y estuviera seguro de que no me vieran, probablemente lo haría	V	F
10	En algunas ocasiones he renunciado a hacer algo porque pensaba que me faltaba habilidad	V	F
11	A veces me gusta chismorrear un poco	V	F
12	Ha habido veces en que he tenido sentimientos de rebeldía contra personas con autoridad aún sabiendo que ellos tenían la razón	V	F
13	Independientemente de con quién esté hablando, siempre escucho atentamente	V	F
14	Alguna vez me «he hecho el loco» para quitarme a alguien de encima	V	F
15	En alguna ocasión me he aprovechado de alguien	V	F
16	Cuando cometo un error siempre estoy dispuesto a admitirlo	V	F
17	Siempre intento practicar lo que predico	V	F
18	No encuentro particularmente difícil relacionarme con gente escandalosa y detestable	V	F
19	A veces trato de vengarme en lugar de perdonar y olvidar lo que me han hecho	V	F
20	Cuando no sé algo no me importa admitirlo	V	F
21	Siempre soy cortés, aun con gente desagradable	V	F
22	A veces insisto en hacer las cosas a mi manera	V	F
23	En algunas ocasiones siento que soy un torpe	V	F
24	Nunca he dejado que alguien fuera castigado por cosas que había hecho yo	V	F
25	Nunca me enfado cuando me piden que devuelva algún favor que me han hecho	V	F
26	Nunca me irrito cuando la gente expresa ideas muy distintas de las mías	V	F
27	Nunca emprendo un viaje largo sin revisar el coche (moto, bici, etc.)	V	F
28	En algunas ocasiones me he sentido bastante celoso de la buena fortuna de los demás	V	F
29	Aún no he tenido nunca la necesidad de decirle a alguien que me dejara en paz	V	F
30	A veces me irrita la gente que me pide favores	V	F
31	Nunca me ha parecido que me castigarán sin motivo	V	F
32	A veces pienso que cuando la gente tiene mala suerte es porque se lo merece	V	F
33	Nunca he dicho deliberadamente nada que pudiera herir los sentimientos de alguien	V	F

Muchas gracias por su colaboración.

Figura 6.12: Cuestionario MC-SDS versión en español.



Figura 6.13: Sistema de diagnóstico a bordo (OBD).

Referencias

- [Abou Ellassad et al., 2020] Abou Ellassad, Z. E., Mousannif, H., Al Moatassime, H., and Karkouch, A. (2020). The application of machine learning techniques for driving behavior analysis: A conceptual framework and a systematic literature review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 87:103312.
- [AbuAli, 2015] AbuAli, N. (2015). Advanced vehicular sensing of road artifacts and driver behavior. In *2015 IEEE Symposium on Computers and Communication (ISCC)*, pages 45–49. IEEE.
- [af Wählberg et al., 2011] af Wählberg, A., Dorn, L., and Kline, T. (2011). The manchester driver behaviour questionnaire as a predictor of road traffic accidents. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 12(1):66–86.
- [Akhtar et al., 2014] Akhtar, N., Pandey, K., and Gupta, S. (2014). Mobile application for safe driving. In *2014 Fourth International Conference on Communication Systems and Network Technologies*, pages 212–216. IEEE.
- [Aksjonov et al., 2018] Aksjonov, A., Nedoma, P., Vodovozov, V., Petlenkov, E., and Herrmann, M. (2018). Detection and evaluation of driver distraction using machine learning and fuzzy logic. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(6):2048–2059.
- [Albino et al., 2015] Albino, V., Berardi, U., and Dangelico, R. M. (2015). Smart cities: Definitions, dimensions, performance, and initiatives. *Journal of urban technology*, 22(1):3–21.

- [Aljaafreh et al., 2012] Aljaafreh, A., Alshabatat, N., and Najim Al-Din, M. S. (2012). Driving style recognition using fuzzy logic. In *2012 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES 2012)*, pages 460–463.
- [Amditis et al., 2010] Amditis, A., Pagle, K., Joshi, S., and Bekiaris, E. (2010). Driver–vehicle–environment monitoring for on-board driver support systems: Lessons learned from design and implementation. *Applied ergonomics*, 41(2):225–235.
- [Andrisano et al., 2018] Andrisano, O., Bartolini, I., Bellavista, P., Boeri, A., Bononi, L., Borghetti, A., Brath, A., Corazza, G. E., Corradi, A., de Miranda, S., Fava, F., Foschini, L., Leoni, G., Longo, D., Milano, M., Napolitano, F., Nucci, C. A., Pasolini, G., Patella, M., Salmon Cinotti, T., Tarchi, D., Ubertini, F., and Vigo, D. (2018). The need of multi-disciplinary approaches and engineering tools for the development and implementation of the smart city paradigm. *Proceedings of the IEEE*, 106(4):738–760.
- [Arbabzadeh and Jafari, 2017] Arbabzadeh, N. and Jafari, M. (2017). A data-driven approach for driving safety risk prediction using driver behavior and roadway information data. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 19(2):446–460.
- [Bhoraskar et al., 2012] Bhoraskar, R., Vankadhara, N., Raman, B., and Kulkarni, P. (2012). Wolverine: Traffic and road condition estimation using smartphone sensors. In *2012 fourth international conference on communication systems and networks (COMSNETS 2012)*, pages 1–6. IEEE.
- [Biondi et al., 2019] Biondi, F., Alvarez, I., and Jeong, K.-A. (2019). Human–vehicle cooperation in automated driving: A multidisciplinary review and appraisal. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 35(11):932–946.
- [Boonmee and Tangamchit, 2009] Boonmee, S. and Tangamchit, P. (2009). Portable reckless driving detection system. In *2009 6th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology*, volume 1, pages 412–415. IEEE.

- [Castignani et al., 2015] Castignani, G., Derrmann, T., Frank, R., and Engel, T. (2015). Driver behavior profiling using smartphones: A low-cost platform for driver monitoring. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 7(1):91–102.
- [CDHCU, 2010] CDHCU (2010). Ley federal de protección de datos personales en posesión de los particulares. Technical report, Cámara de Diputados del H. Congreso de la Unión.
- [Chen et al., 2013] Chen, S.-W., Fang, C.-Y., and Tien, C.-T. (2013). Driving behaviour modelling system based on graph construction. *Transportation research part C: emerging technologies*, 26:314–330.
- [Chhabra et al., 2017] Chhabra, R., Verma, S., and Krishna, C. R. (2017). A survey on driver behavior detection techniques for intelligent transportation systems. In *2017 7th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering-Confluence*, pages 36–41. IEEE.
- [Chhabra et al., 2019] Chhabra, R., Verma, S., and Krishna, C. R. (2019). Detecting aggressive driving behavior using mobile smartphone. In *Proceedings of 2nd International Conference on Communication, Computing and Networking*, pages 513–521. Springer.
- [Cornelio, 2019] Cornelio, E. (2019). Seguridad y derechos humanos.
- [Crowne and Marlowe, 1960] Crowne, D. P. and Marlowe, D. (1960). A new scale of social desirability independent of psychopathology. *Journal of consulting psychology*, 24(4):349.
- [Čubranić-Dobrodolac et al., 2020] Čubranić-Dobrodolac, M., Švadlenka, L., Čičević, S., and Dobrodolac, M. (2020). Modelling driver propensity for traffic accidents: a comparison of multiple regression analysis and fuzzy approach. *International journal of injury control and safety promotion*, 27(2):156–167.
- [Dai et al., 2010] Dai, J., Teng, J., Bai, X., Shen, Z., and Xuan, D. (2010). Mobile phone based drunk driving detection. In *2010 4th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, pages 1–8. IEEE.

- [Das et al., 2020] Das, A., Khan, M. N., and Ahmed, M. M. (2020). Detecting lane change maneuvers using shrp2 naturalistic driving data: A comparative study machine learning techniques. *Accident Analysis & Prevention*, 142:105578.
- [de FSM Russo and Camanho, 2015] de FSM Russo, R. and Camanho, R. (2015). Criteria in ahp: a systematic review of literature. *Procedia Computer Science*, 55:1123–1132.
- [Deffenbacher et al., 2002] Deffenbacher, J. L., Lynch, R. S., Oetting, E. R., and Swaim, R. C. (2002). The driving anger expression inventory: A measure of how people express their anger on the road. *Behaviour research and therapy*, 40(6):717–737.
- [Deffenbacher et al., 1994] Deffenbacher, J. L., Oetting, E. R., and Lynch, R. S. (1994). Development of a driving anger scale. *Psychological reports*, 74(1):83–91.
- [Deffenbacher et al., 2003] Deffenbacher, J. L., Petrilli, R. T., Lynch, R. S., Oetting, E. R., and Swaim, R. C. (2003). The driver's angry thoughts questionnaire: A measure of angry cognitions when driving. *Cognitive therapy and research*, 27(4):383–402.
- [DePasquale et al., 2001] DePasquale, J. P., Geller, E. S., Clarke, S. W., and Littleton, L. C. (2001). Measuring road rage: Development of the propensity for angry driving scale. *Journal of Safety Research*, 32(1):1–16.
- [DGST, 2017] DGST (2017). Estadística accidentes de tránsito 2017. tabasco. Technical report, Dirección General de Servicios Técnicos. Secretaría de Comunicaciones y Transportes.
- [Dimitrakopoulos and Demestichas, 2010] Dimitrakopoulos, G. and Demestichas, P. (2010). Intelligent transportation systems. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 5(1):77–84.
- [Dong et al., 2010] Dong, Y., Hu, Z., Uchimura, K., and Murayama, N. (2010). Driver inattention monitoring system for intelligent vehicles: A review. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 12(2):596–614.

- [Dula and Ballard, 2003] Dula, C. S. and Ballard, M. E. (2003). Development and evaluation of a measure of dangerous, aggressive, negative emotional, and risky driving 1. *Journal of Applied Social Psychology*, 33(2):263–282.
- [Eboli et al., 2016] Eboli, L., Mazzulla, G., and Pungillo, G. (2016). Combining speed and acceleration to define car users' safe or unsafe driving behaviour. *Transportation research part C: emerging technologies*, 68:113–125.
- [Eboli et al., 2017a] Eboli, L., Mazzulla, G., and Pungillo, G. (2017a). How drivers' characteristics can affect driving style. *Transportation research procedia*, 27:945–952.
- [Eboli et al., 2017b] Eboli, L., Mazzulla, G., and Pungillo, G. (2017b). The influence of physical and emotional factors on driving style of car drivers: A survey design. *Travel Behaviour and Society*, 7:43–51.
- [Eftekhari and Ghatee, 2018] Eftekhari, H. R. and Ghatee, M. (2018). Hybrid of discrete wavelet transform and adaptive neuro fuzzy inference system for overall driving behavior recognition. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 58:782–796.
- [Eftekhari and Ghatee, 2019] Eftekhari, H. R. and Ghatee, M. (2019). A similarity-based neuro-fuzzy modeling for driving behavior recognition applying fusion of smartphone sensors. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 23(1):72–83.
- [Elander et al., 1993] Elander, J., West, R., and French, D. (1993). Behavioral correlates of individual differences in road-traffic crash risk: An examination of methods and findings. *Psychological bulletin*, 113(2):279.
- [Engelbrecht et al., 2015] Engelbrecht, J., Booysen, M. J., van Rooyen, G.-J., and Bruwer, F. J. (2015). Survey of smartphone-based sensing in vehicles for intelligent transportation system applications. *IET Intelligent Transport Systems*, 9(10):924–935.
- [Eren et al., 2012] Eren, H., Makinist, S., Akin, E., and Yilmaz, A. (2012). Estimating driving behavior by a smartphone. In *2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pages 234–239. IEEE.

- [Farooq et al., 2019] Farooq, D., Moslem, S., and Duleba, S. (2019). Evaluation of driver behavior criteria for evolution of sustainable traffic safety. *Sustainability*, 11(11):3142.
- [Fazeen et al., 2012] Fazeen, M., Gozick, B., Dantu, R., Bhukhiya, M., and González, M. C. (2012). Safe driving using mobile phones. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 13(3):1462–1468.
- [Feraud and Naranjo, 2019] Feraud, I. S. and Naranjo, J. E. (2019). Are you a good driver? a data-driven approach to estimate driving style. In *Proceedings of the 11th International Conference on Computer Modeling and Simulation*, pages 3–7.
- [Fernández et al., 2016] Fernández, A., Usamentiaga, R., Carús, J. L., and Casado, R. (2016). Driver distraction using visual-based sensors and algorithms. *Sensors*, 16(11):1805.
- [Ferreira et al., 2017] Ferreira, J., Carvalho, E., Ferreira, B. V., de Souza, C., Suhara, Y., Pentland, A., and Pessin, G. (2017). Driver behavior profiling: An investigation with different smartphone sensors and machine learning. *PLoS one*, 12(4):e0174959.
- [Garcia-Constantino et al., 2014] Garcia-Constantino, M., Missier, P., Blythe, P., and Guo, A. W. (2014). Measuring the impact of cognitive distractions on driving performance using time series analysis. In *17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 2047–2053. IEEE.
- [Garza-Rodríguez et al., 2020] Garza-Rodríguez, A., Sánchez-Fernández, L. P., Sánchez-Pérez, L. A., and Hernández, J. J. C. (2020). Fuzzy inference model based on triaxial signals for pronation and supination assessment in parkinson’s disease patients. *Artificial Intelligence in Medicine*, 105:101873.
- [Graham, 2019] Graham, L. (2019). Los retos de la movilidad urbana en ciudades inteligentes.
- [Hatfield et al., 2017] Hatfield, J., Williamson, A., Kehoe, E. J., and Prabhakaran, P. (2017). An examination of the relationship between measures of impulsivity and risky simulated driving amongst young drivers. *Accident Analysis & Prevention*, 103:37–43.

- [Hong et al., 2014] Hong, J.-H., Margines, B., and Dey, A. K. (2014). A smartphone-based sensing platform to model aggressive driving behaviors. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 4047–4056. ACM.
- [Hurtado et al., 2014] Hurtado, G., Cruz, M., and Córdova, T. (2014). Panorama epidemiológico de los accidentes de tránsito fatales en el estado de tabasco. *HORIZONTE SANITARIO*, 13(1):156–161.
- [Imkamon et al., 2008] Imkamon, T., Saensom, P., Tangamchit, P., and Pongpaibool, P. (2008). Detection of hazardous driving behavior using fuzzy logic. In *2008 5th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology*, volume 2, pages 657–660. IEEE.
- [INEGI, 2019] INEGI (2019). Accidentes de tránsito terrestre en zonas urbanas y suburbanas. Technical report, Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática.
- [Ishizaka and Nemery, 2013] Ishizaka, A. and Nemery, P. (2013). *Multi-criteria decision analysis: methods and software*. John Wiley & Sons.
- [Ivanov, 2015] Ivanov, V. (2015). A review of fuzzy methods in automotive engineering applications. *European Transport Research Review*, 7(3):1–10.
- [Johnson and Trivedi, 2011] Johnson, D. A. and Trivedi, M. M. (2011). Driving style recognition using a smartphone as a sensor platform. In *2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 1609–1615. IEEE.
- [Júnior et al., 2017] Júnior, J. F., Carvalho, E., Ferreira, B. V., de Souza, C., Suhara, Y., Pentland, A., and Pessin, G. (2017). Driver behavior profiling: An investigation with different smartphone sensors and machine learning. *PLoS one*, 12(4):e0174959.
- [Karaduman and Eren, 2017] Karaduman, M. and Eren, H. (2017). Smart driving in smart city. In *2017 5th International Istanbul Smart Grid and Cities Congress and Fair (ICSG)*, pages 115–119. IEEE.

- [Khairdoost et al., 2020] Khairdoost, N., Shirpour, M., Bauer, M. A., and Beauchemin, S. S. (2020). Real-time driver maneuver prediction using lstm. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 5(4):714–724.
- [Koh and Kang, 2015] Koh, D.-W. and Kang, H.-B. (2015). Smartphone-based modeling and detection of aggressiveness reactions in senior drivers. In *2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pages 12–17. IEEE.
- [Li et al., 2017] Li, Y., Xue, F., Feng, L., and Qu, Z. (2017). A driving behavior detection system based on a smartphone’s built-in sensor. *International Journal of Communication Systems*, 30(8):e3178.
- [Liao et al., 2020] Liao, L., Chen, B., Zou, F., Li, S. E., Liu, J., Wu, X., and Dong, N. (2020). Hierarchical quantitative analysis to evaluate unsafe driving behaviour from massive trajectory data. *IET Intelligent Transport Systems*, 14(8):849–856.
- [Liu et al., 2021] Liu, Z., Mohammadzadeh, A., Turabieh, H., Mafarja, M., Band, S. S., and Mosavi, A. (2021). A new online learned interval type-3 fuzzy control system for solar energy management systems. *IEEE Access*, 9:10498–10508.
- [Ma et al., 2018] Ma, Y., Zhang, Z., Chen, S., Yu, Y., and Tang, K. (2018). A comparative study of aggressive driving behavior recognition algorithms based on vehicle motion data. *IEEE Access*, 7:8028–8038.
- [Magableh, 2016] Magableh, F. (2016). *An investigation into human factors influencing driver behaviour and traffic law enforcement in Jordan*. PhD thesis, The University of New South Wales.
- [Martinez et al., 2017] Martinez, C. M., Heucke, M., Wang, F.-Y., Gao, B., and Cao, D. (2017). Driving style recognition for intelligent vehicle control and advanced driver assistance: A survey. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 19(3):666–676.

- [McCambridge et al., 2014] McCambridge, J., Witton, J., and Elbourne, D. R. (2014). Systematic review of the hawthorne effect: new concepts are needed to study research participation effects. *Journal of clinical epidemiology*, 67(3):267–277.
- [Meiring and Myburgh, 2015] Meiring, G. and Myburgh, H. (2015). A review of intelligent driving style analysis systems and related artificial intelligence algorithms. *Sensors*, 15(12):30653–30682.
- [Meseguer et al., 2013] Meseguer, J. E., Calafate, C. T., Cano, J. C., and Manzoni, P. (2013). Drivingstyles: A smartphone application to assess driver behavior. In *2013 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC)*, pages 000535–000540. IEEE.
- [Mu and Pereyra-Rojas, 2016] Mu, E. and Pereyra-Rojas, M. (2016). *Practical decision making: an introduction to the Analytic Hierarchy Process (AHP) using super decisions V2*. Springer.
- [Muñoz, 2002] Muñoz, S. A. (2002). Factores psicológicos que incrementan el riesgo de accidentes de circulación. *Revista Internacional de Psicología*, 3(2):1.
- [Nanda and Singh, 2018] Nanda, S. and Singh, S. (2018). Evaluation of factors responsible for road accidents in india by fuzzy ahp. In *Networking communication and data knowledge engineering*, pages 179–188. Springer.
- [Nawawi et al., 2018] Nawawi, M. N., Ahmat, N., and Samsudin, H. (2018). Driver behaviours of road users in klang valley, malaysia. *Malaysian Journal of Consumer and Family Economics*, 21:38–49.
- [NIH, 2014] NIH (2014). Distracted driving raises crash risk. Technical report, National Institutes of Health. Department of Health and Human Services. ISSN 1556-3898.
- [OMS, 2018] OMS (2018). 10 principales causas de muertes en el mundo. Organización Mundial de la Salud.
- [ONU, 2018] ONU (2018). Accidentes de tránsito. <https://www.who.int/es/news-room/factsheets/detail/road-traffic-injuries>.

- [ONU, 2019] ONU (2019). Quinta semana mundial de naciones unidas para la seguridad vial. <https://www.paho.org/>.
- [OPS, 2019] OPS (2019). Estado de la seguridad vial en la región de las américas. Organización Panamericana de la Salud. Washington, D.C.
- [Oswald et al., 2014] Oswald, D., Sherratt, F., and Smith, S. (2014). Handling the hawthorne effect: The challenges surrounding a participant observer. *Review of social studies*, 1(1):53–73.
- [Peden, 2010] Peden, M. (2010). Un general assembly calls for decade of action for road safety.
- [Richard et al., 2018] Richard, C. M., Magee, K., Bacon-Abdelmoteleb, P., Brown, J. L., et al. (2018). Countermeasures that work: A highway safety countermeasure guide for state highway safety offices, 2017. Technical report, United States. Department of Transportation. National Highway Traffic Safety
- [Roman et al., 2021] Roman, R.-C., Precup, R.-E., and Petriu, E. M. (2021). Hybrid data-driven fuzzy active disturbance rejection control for tower crane systems. *European Journal of Control*, 58:373–387.
- [Saaty, 1990] Saaty, T. L. (1990). How to make a decision: the analytic hierarchy process. *European journal of operational research*, 48(1):9–26.
- [Saaty, 2008] Saaty, T. L. (2008). Decision making with the analytic hierarchy process. *International journal of services sciences*, 1(1):83–98.
- [Saaty and Vargas, 2001] Saaty, T. L. and Vargas, L. G. (2001). How to make a decision. In *Models, methods, concepts & applications of the analytic hierarchy process*, pages 1–25. Springer.
- [Sathyanarayana et al., 2012] Sathyanarayana, A., Sadjadi, S. O., and Hansen, J. H. (2012). Leveraging sensor information from portable devices towards automatic driving maneuver

- recognition. In *2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 660–665. IEEE.
- [Schüler et al., 1997] Schüler, M., Onnen, C., and Bielaczek, C. (1997). A fuzzy-system for a classification of the driver behavior and the driving situation. *IFAC Proceedings Volumes*, 30(8):693–698.
- [SCT, 2018] SCT (2018). Norma oficial mexicana nom-087-sct-2-2017. Technical report, Secretaría de Comunicaciones y Transportes.
- [Silva et al., 2018] Silva, N., Shah, V., Soares, J., and Rodrigues, H. (2018). Road anomalies detection system evaluation. *Sensors*, 18(7):1984.
- [Singh et al., 2013] Singh, H., Gupta, M. M., Meitzler, T., Hou, Z.-G., Garg, K. K., Solo, A. M., and Zadeh, L. A. (2013). Real-life applications of fuzzy logic.
- [Smorti et al., 2018] Smorti, M., Andrei, F., and Trombini, E. (2018). Trait emotional intelligence, personality traits and social desirability in dangerous driving. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, 58:115–122.
- [SS/STCONAPRA, 2018] SS/STCONAPRA (2018). *Informe sobre la situación de la seguridad vial, México 2017*. Secretaría de Salud, first edition.
- [Talari et al., 2017] Talari, S., Shafie-Khah, M., Siano, P., Loia, V., Tommasetti, A., and Catalão, J. (2017). A review of smart cities based on the internet of things concept. *Energies*, 10(4):421.
- [Valverde et al., 2010] Valverde, L., Santos, M., and López, V. (2010). Fuzzy decision system for safety on roads. In *Intelligent Decision Making Systems*, pages 326–331. World Scientific.
- [Wang et al., 2018] Wang, Y., Qu, W., Ge, Y., Sun, X., and Zhang, K. (2018). Effect of personality traits on driving style: Psychometric adaption of the multidimensional driving style inventory in a chinese sample. *PLoS one*, 13(9):e0202126.

- [WHO, 2018] WHO (2018). *Global status report on road safety 2018*. Geneva: World Health Organization. Licence: CC BYNC-SA 3.0 IGO.
- [Wiesenthal et al., 2000] Wiesenthal, D. L., Hennessy, D., and Gibson, P. M. (2000). The driving vengeance questionnaire (dvq): The development of a scale to measure deviant drivers attitudes. *Violence and Victims*, 15(2):115.
- [Willemsen et al., 2008] Willemsen, J., Dula, C. S., Declercq, F., and Verhaeghe, P. (2008). The dula dangerous driving index: An investigation of reliability and validity across cultures. *Accident Analysis & Prevention*, 40(2):798–806.
- [Winkler, 1991] Winkler, C. (1991). Center of gravity height: a round-robin measurement program. final technical report. Technical report, The University of Michigan Transportation Research Institute.
- [Xue et al., 2019] Xue, Q., Wang, K., Lu, J. J., and Liu, Y. (2019). Rapid driving style recognition in car-following using machine learning and vehicle trajectory data. *Journal of Advanced Transportation*, 2019.
- [Xun et al., 2019] Xun, Y., Liu, J., Kato, N., Fang, Y., and Zhang, Y. (2019). Automobile driver fingerprinting: A new machine learning based authentication scheme. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 16(2):1417–1426.
- [Yang et al., 2018] Yang, L., Ma, R., Zhang, H. M., Guan, W., and Jiang, S. (2018). Driving behavior recognition using eeg data from a simulated car-following experiment. *Accident Analysis & Prevention*, 116:30–40.
- [Yin et al., 2017] Yin, J.-L., Chen, B.-H., Lai, K.-H. R., and Li, Y. (2017). Automatic dangerous driving intensity analysis for advanced driver assistance systems from multimodal driving signals. *IEEE Sensors Journal*, 18(12):4785–4794.
- [Yu et al., 2015] Yu, J., Zhu, H., Han, H., Chen, Y. J., Yang, J., Zhu, Y., Chen, Z., Xue, G., and Li, M. (2015). Senspeed: Sensing driving conditions to estimate vehicle speed in urban environments. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 15(1):202–216.

- [Zadeh, 1965] Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3):338–353.
- [Zerbe and Paulhus, 1987] Zerbe, W. J. and Paulhus, D. L. (1987). Socially desirable responding in organizational behavior: A reconception. *Academy of management review*, 12(2):250–264.
- [Zhang et al., 2019] Zhang, J., Wu, Z., Li, F., Xie, C., Ren, T., Chen, J., and Liu, L. (2019). A deep learning framework for driving behavior identification on in-vehicle can-bus sensor data. *Sensors*, 19(6):1356.
- [Zheng et al., 2019] Zheng, H., Wu, Y., Wang, Z., and Zhang, Z. (2019). Ahp based driving behavior evaluation model. In *Journal of Physics: Conference Series*, volume 1325, page 012166. IOP Publishing.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.
México.

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.
México.

PRESENTACIÓN DE DEFENSA DE TESIS

Y

PUBLICACIONES



UNIVERSIDAD JUÁREZ AUTÓNOMA DE TABASCO



DOCTORADO EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

DOCTORANTE:

CARLOS JAVIER RONQUILLO CAÑA

Cunduacán, Tab. a 7 de julio de 2022



UNIVERSIDAD JUÁREZ AUTÓNOMA DE TABASCO



ASESORES:

DR. PABLO PANCARDO GARCÍA

DRA. MARTHA PATRICIA SILVA PAYRÓ

LGAC:

COMPUTACIÓN DISTRIBUIDA
INTELIGENTE

Cunduacán, Tab. a 7 de julio de 2022

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.



EXAMEN DE GRADO BAJO LA MODALIDAD DE TESIS

Tesis



Título

Categorización de la conducción vehicular peligrosa mediante un sistema difuso que combina variables objetivas adquiridas con sensores y variables subjetivas obtenidas a partir de un cuestionario

Que presenta

Carlos Javier Ronquillo Caña

Para obtener el grado de
Doctor en Ciencias de la Computación

Director

Dr. Pablo Pancardo García

Dra. Martha Patricia Silva Payró



Tesis



Título

Categorización de la conducción vehicular peligrosa mediante un sistema difuso que combina variables objetivas adquiridas con sensores y variables subjetivas obtenidas a partir de un cuestionario

Que presenta

Carlos Javier Ronquillo Caña

Para obtener el grado de
Doctor en Ciencias de la Computación

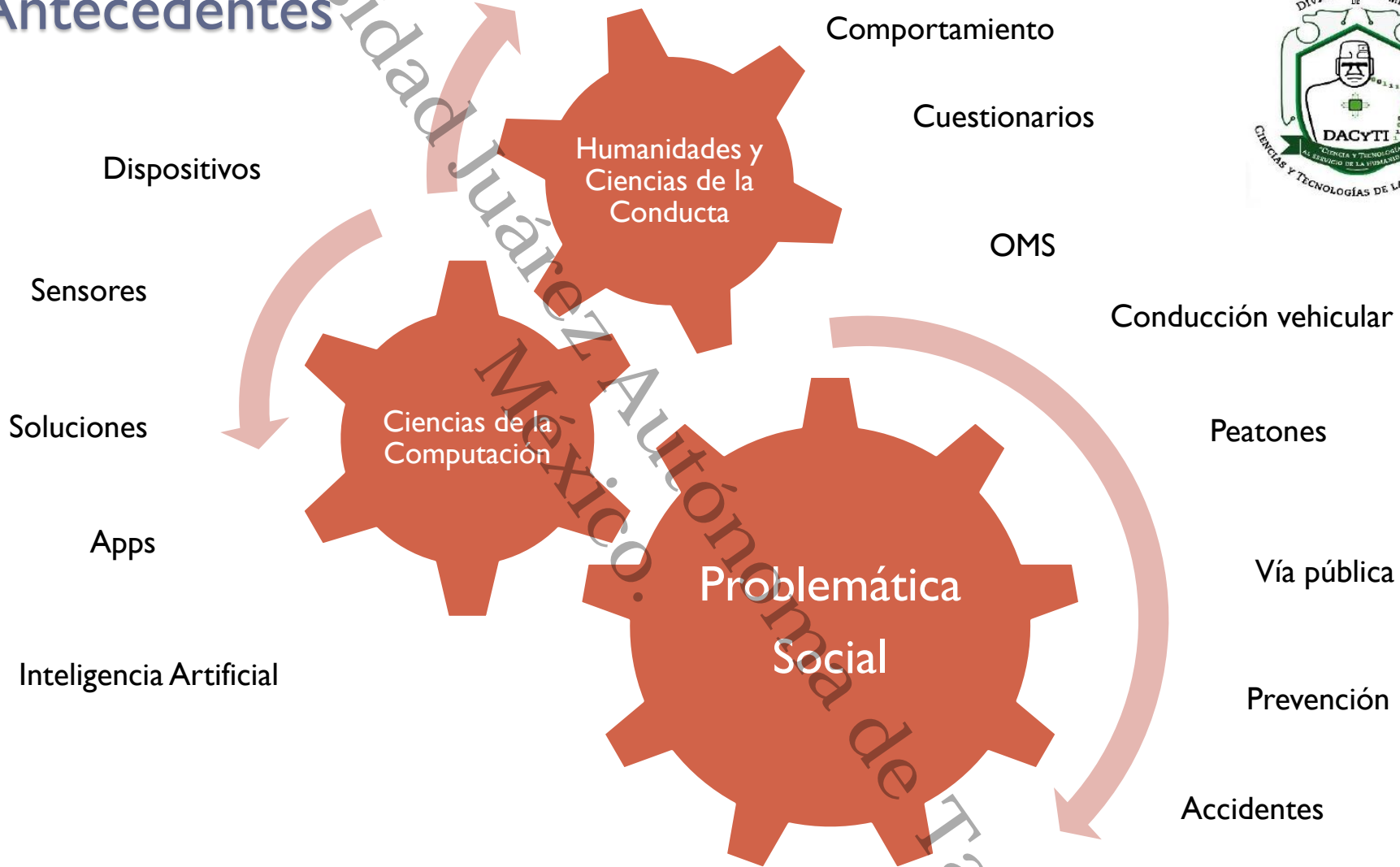
Director

Dr. Pablo Pancardo García
Dra. Martha Patricia Silva Payró

Jurado: **Dr. Miguel Antonio Wister Ovando**
Dr. José Adán Hernández Nolasco
Dra. Cristina López Ramírez
Dr. Pablo Payró Campos
Dr. Matías García Constantino



Antecedentes



Hipotesis

- El uso combinado de las mediciones de los sensores y las condiciones personales del conductor en un sistema difuso, permite una categorización más representativa de la realidad de la conducción vehicular peligrosa.





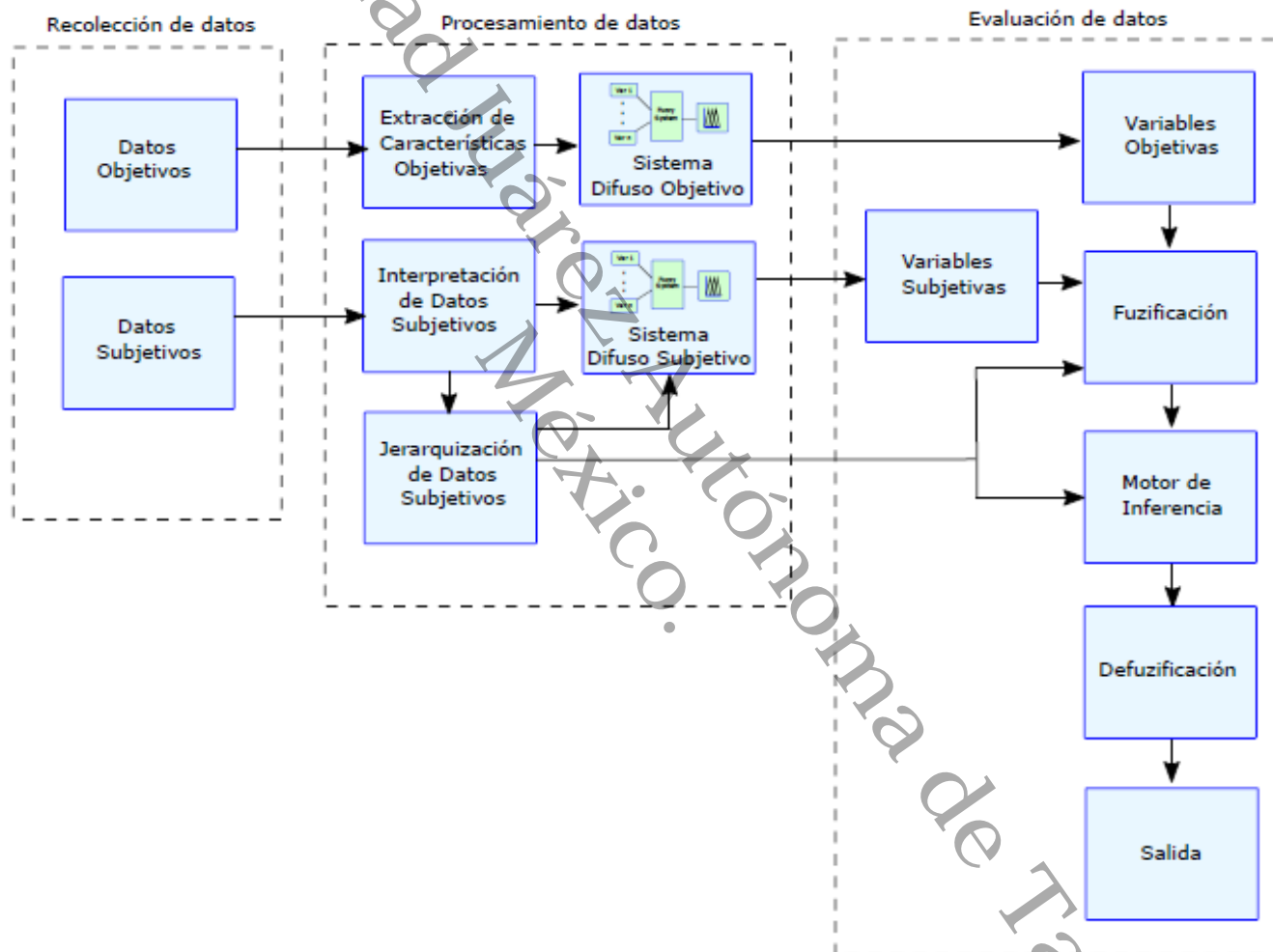
Objetivos

- **General:**
 - Categorizar la conducción vehicular peligrosa utilizando un sistema difuso, que combina las mediciones adquiridas con sensores y las condiciones personales del conductor obtenidas a partir de un cuestionario.
- **Específicos:**
 - Determinar las variables objetivas y sus valores a partir de las mediciones de los sensores.
 - Determinar las variables subjetivas y sus valores a partir de los cuestionarios.
 - Definir un método de categorización que combine ambos tipos de variables.



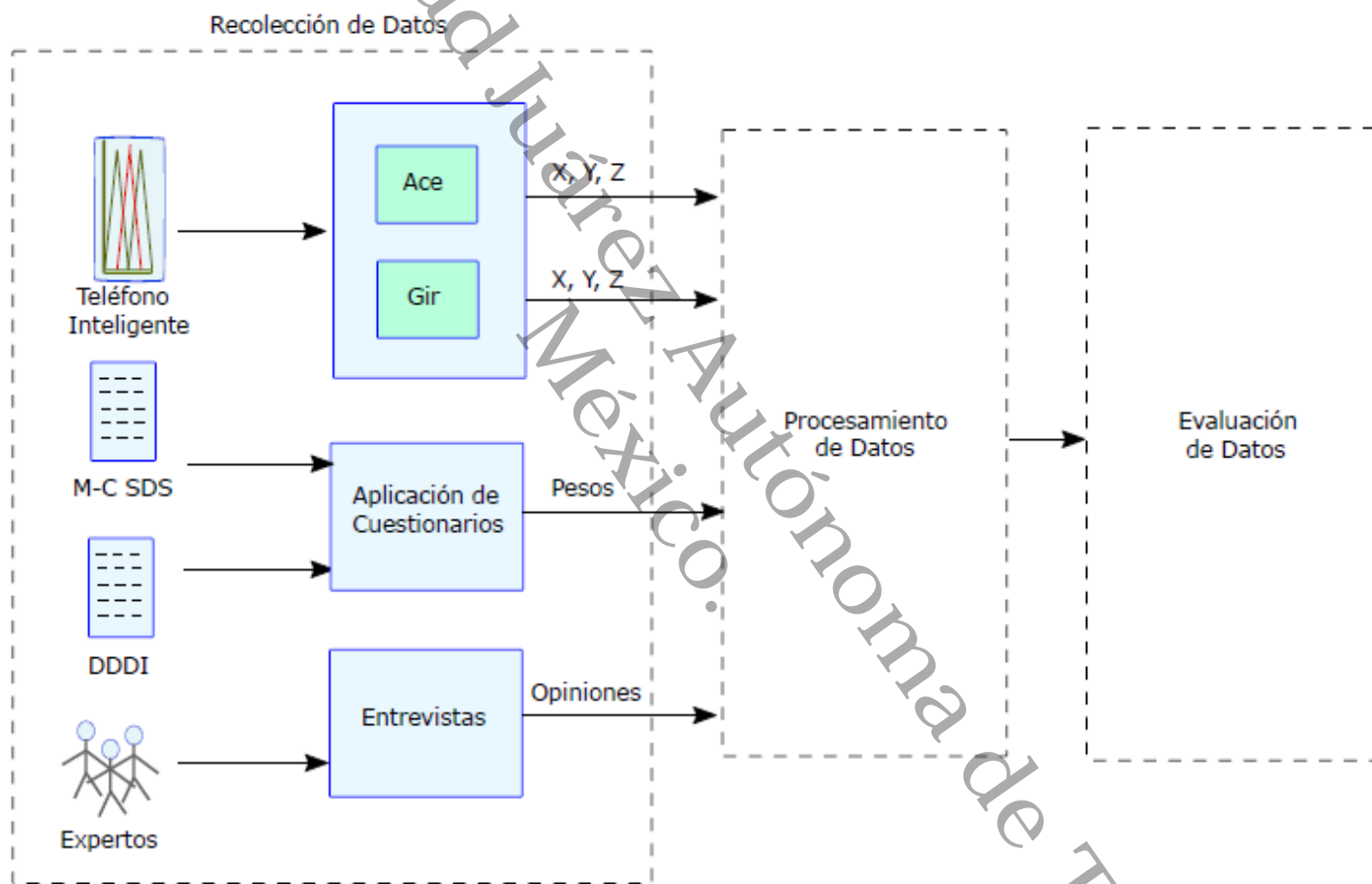


Modelo de referencia





Etapa de recolección de datos

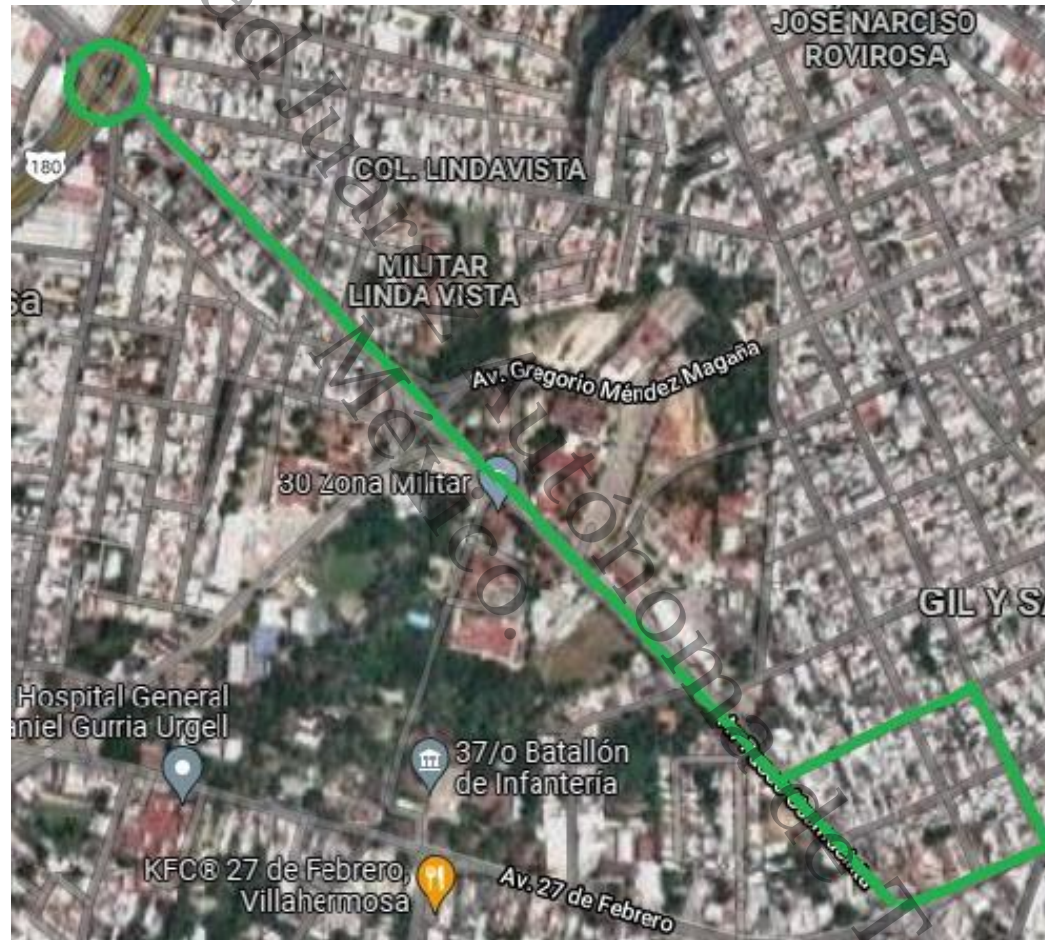


Experimento

- **Conductores:**
 - Mujeres: 5, Hombres: 14.
- **Vehículo:**
 - Ford Pickup 2005.
- **Ruta:**
 - Distancia recorrida: 3.6 Kms.
- **Teléfonos inteligentes:**
 - Huawei Y6: 2, Huawei Y9: 1:
- **Tasa de muestreo:**
 - 100 Hz.



Ruta seleccionada



Colocación de dispositivos



Colocación de dispositivos



Colocación de dispositivos



Apps



Sensor Kinetics Pro

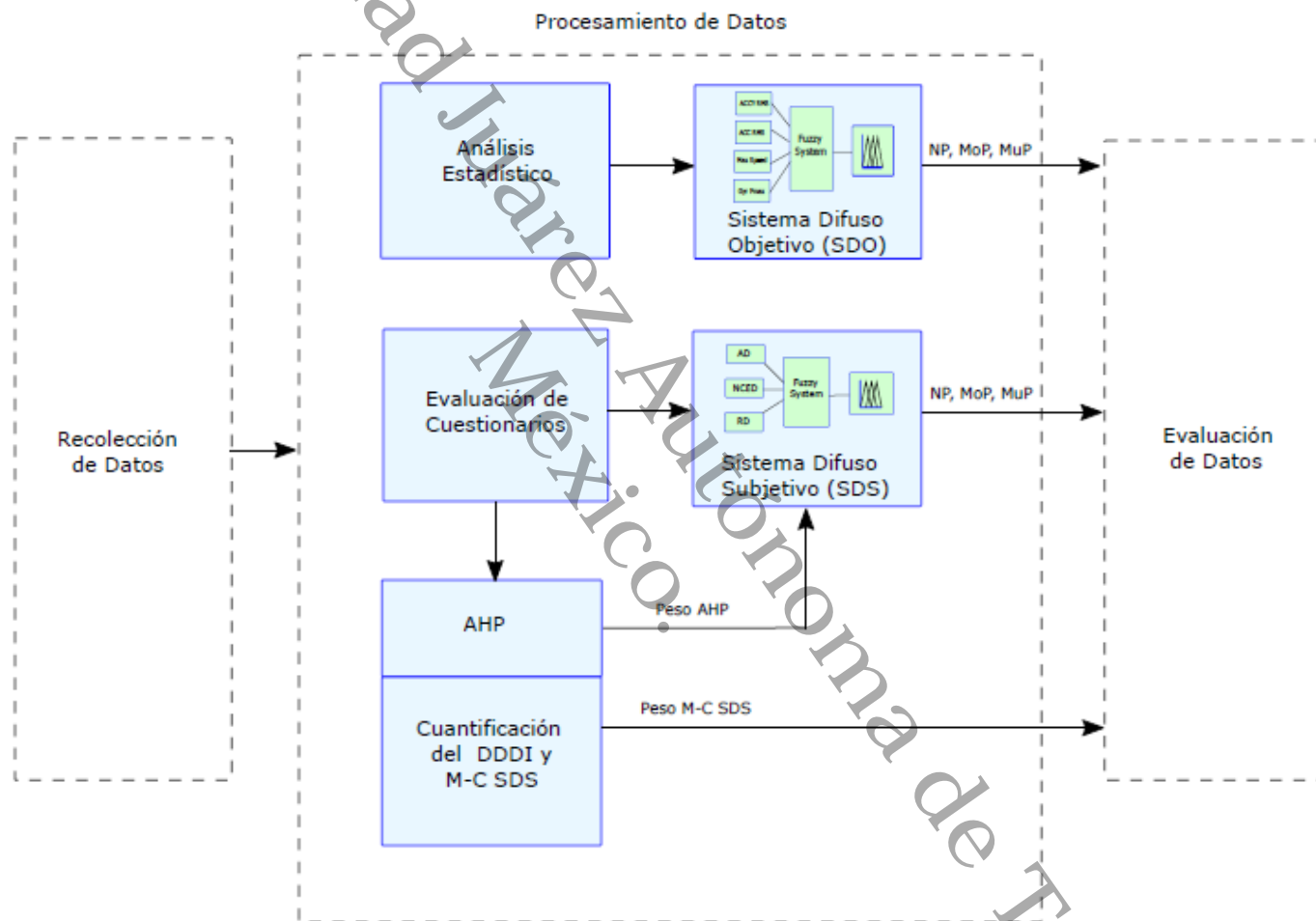


Kmh Counter



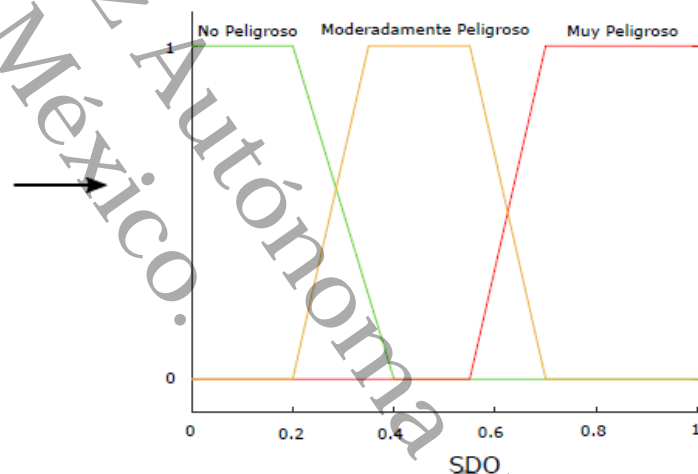
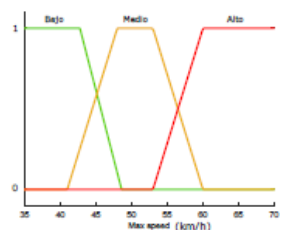
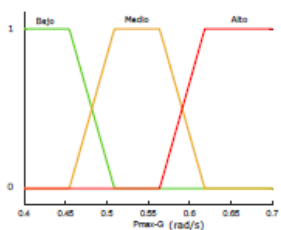
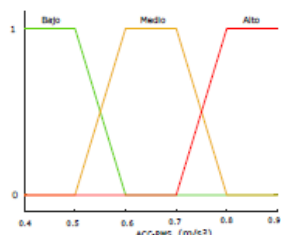
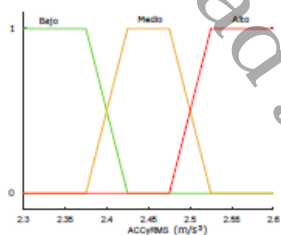


Etapa de procesamiento de datos



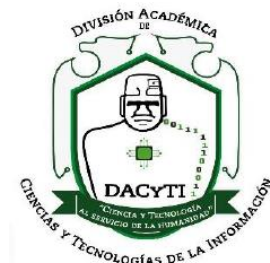
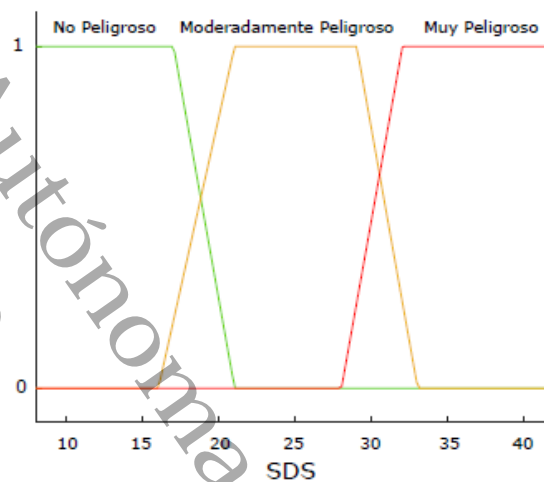
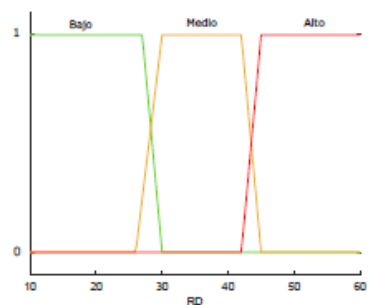
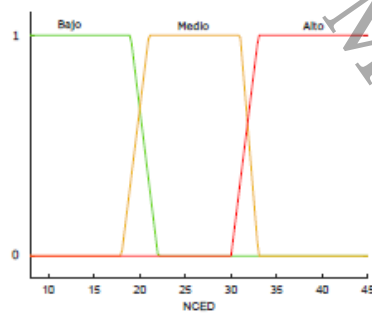
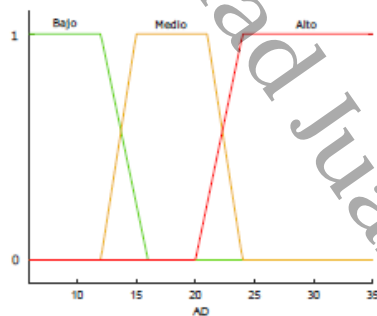


Diagramas de funciones de pertenencia SDO



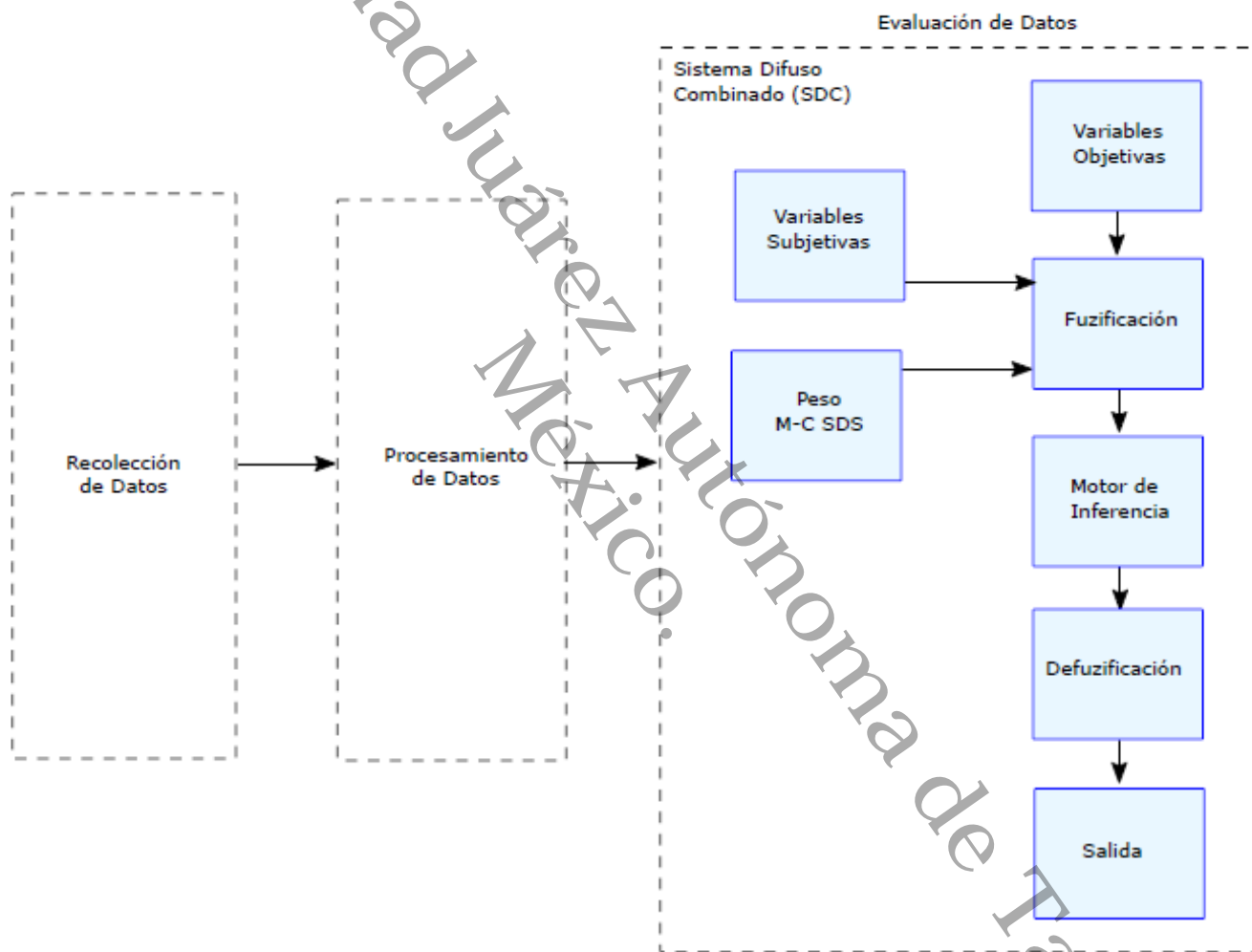


Diagramas de funciones de pertenencia SDS

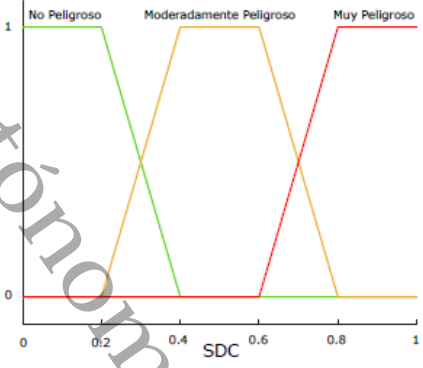
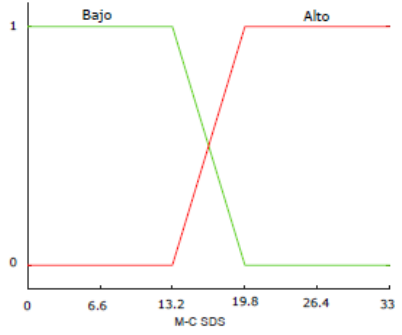
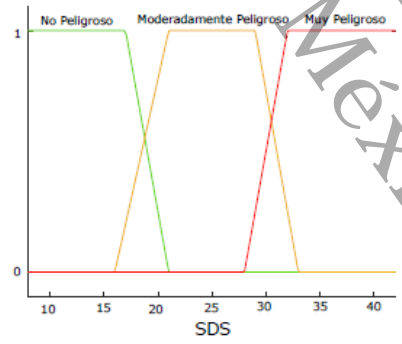
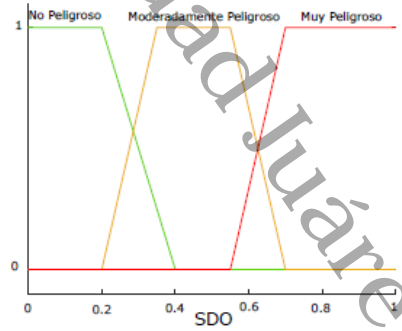




Etapa de evaluación de datos



Diagramas de funciones de pertenencia SDC





Resultados - Sensores

Tabla 4.1: Lectura de los sensores.

Conductor	Acc Y- RMS	Acc- RMS	Velocidad máxima	Gyr- Pmax	Salida
d1	2.4756	0.6586	52	0.5379	0.4500
d2	2.4155	0.6636	50	0.6011	0.6311
d3	2.4252	0.6248	60	0.5706	0.8084
d4	2.5366	0.8762	60	0.5497	0.8125
d5	2.3200	0.6100	69	0.6800	0.8130
d6	2.4534	0.6802	63	0.6397	0.8125
d7	2.4496	0.6810	47	0.5806	0.5564
d8	2.4405	0.6162	46	0.5056	0.4340
d9	2.4369	0.6403	42	0.4529	0.2008
d10	2.4449	0.6558	52	0.4573	0.4500
d11	2.3472	0.6867	40	0.4710	0.1650
d12	2.3984	0.6639	40	0.4781	0.3140
d13	2.5007	0.6666	51	0.5176	0.4500
d14	2.3398	0.5848	40	0.5119	0.1588
d15	2.4224	0.7091	47	0.4739	0.3888
d16	2.5802	0.4413	48	0.5794	0.4242
d17	2.4036	0.7017	46	0.5110	0.3492
d18	2.4039	0.7397	58	0.5712	0.5708
d19	2.4890	0.5850	46	0.7970	0.6540



Resultados – DDDI y M-C SDS



Tabla 4.2: Respuestas del DDDI.

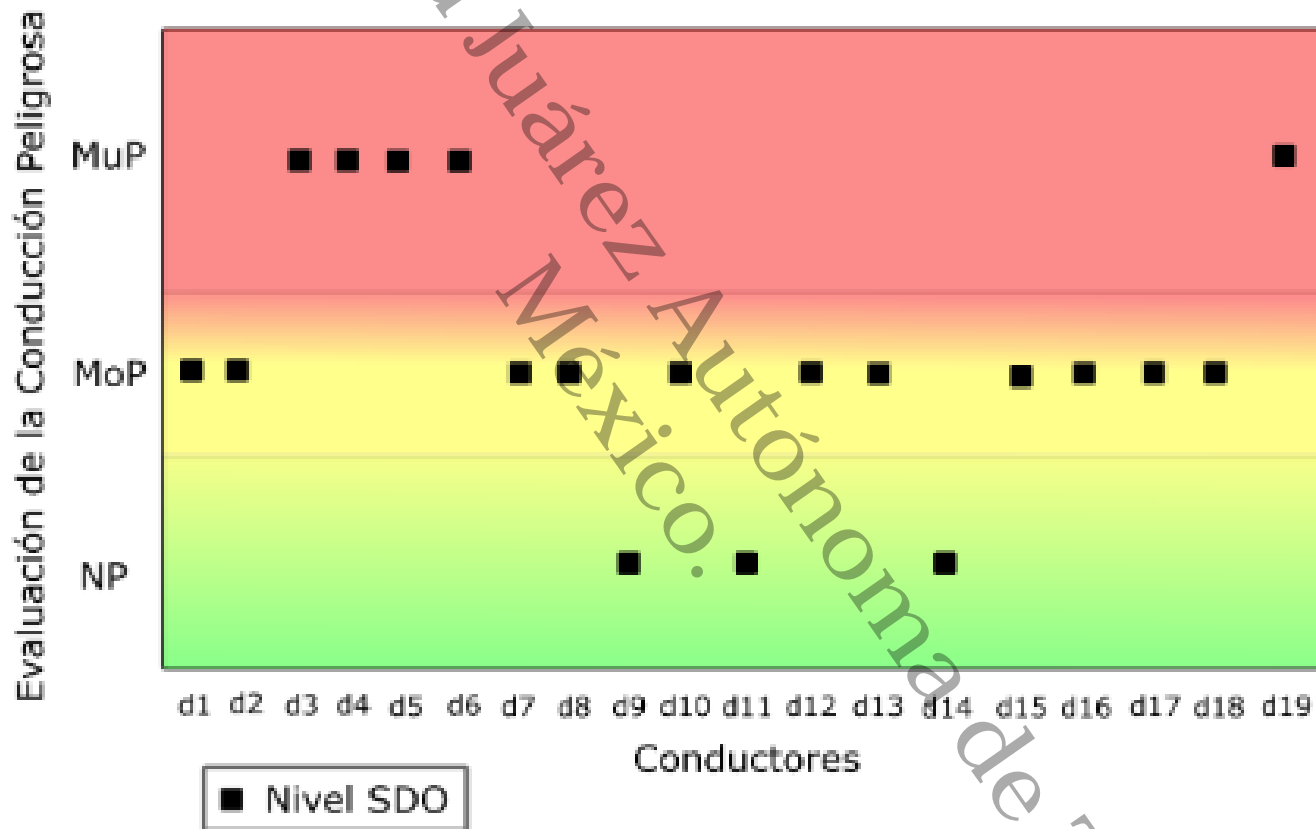
Conductor	AD	NCED	RD	Puntaje	Clasificación DDDI
d1	10	23	19	52	NP
d2	27	36	47	110	MuP
d3	9	18	17	44	NP
d4	9	13	12	34	NP
d5	9	14	14	37	NP
d6	14	30	25	69	MoP
d7	7	16	14	37	NP
d8	7	11	12	30	NP
d9	7	18	15	40	NP
d10	7	20	18	45	NP
d11	8	17	15	40	NP
d12	9	16	14	39	NP
d13	7	23	17	47	NP
d14	8	16	16	40	NP
d15	11	15	14	40	NP
d16	19	28	19	66	MoP
d17	12	11	15	38	NP
d18	26	37	45	108	MuP
d19	7	11	12	30	NP

Tabla 4.3: Respuestas del M-C SDS.

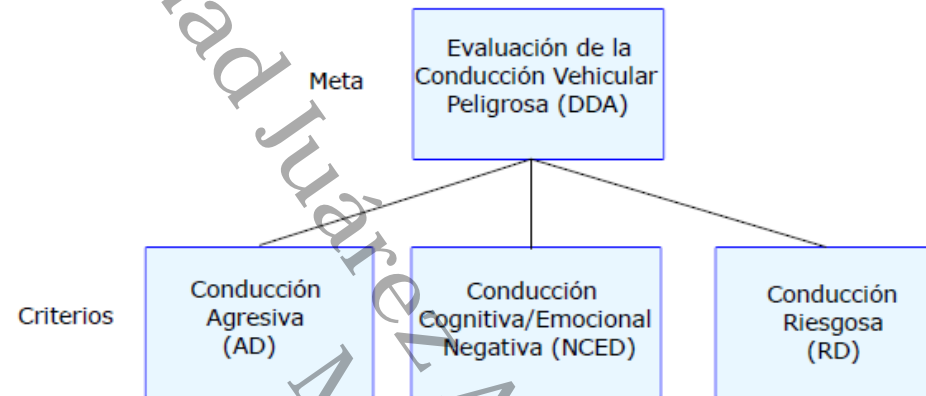
Conductor	Puntaje	Nivel de deseabilidad social
d1	17	Alto
d2	17	Alto
d3	11	Bajo
d4	22	Alto
d5	16	Bajo
d6	16	Bajo
d7	31	Alto
d8	16	Bajo
d9	25	Alto
d10	27	Alto
d11	16	Bajo
d12	19	Alto
d13	22	Alto
d14	29	Alto
d15	23	Alto
d16	23	Alto
d17	17	Alto
d18	4	Bajo
d19	29	Alto



Resultados - SDO



Resultados - AHP



Jerarquías en AHP

DDA	AD	NCED	RD
AD	1	7	3
NCED	0.143	1	0.333
RD	0.333	3	1

Matriz por pares DDDI

DDA	AD	NCED	RD	Prioridades
AD	0.678	0.636	0.692	0.669
NCED	0.097	0.091	0.077	0.088
RD	0.226	0.273	0.231	0.243

Prioridades de las subescalas

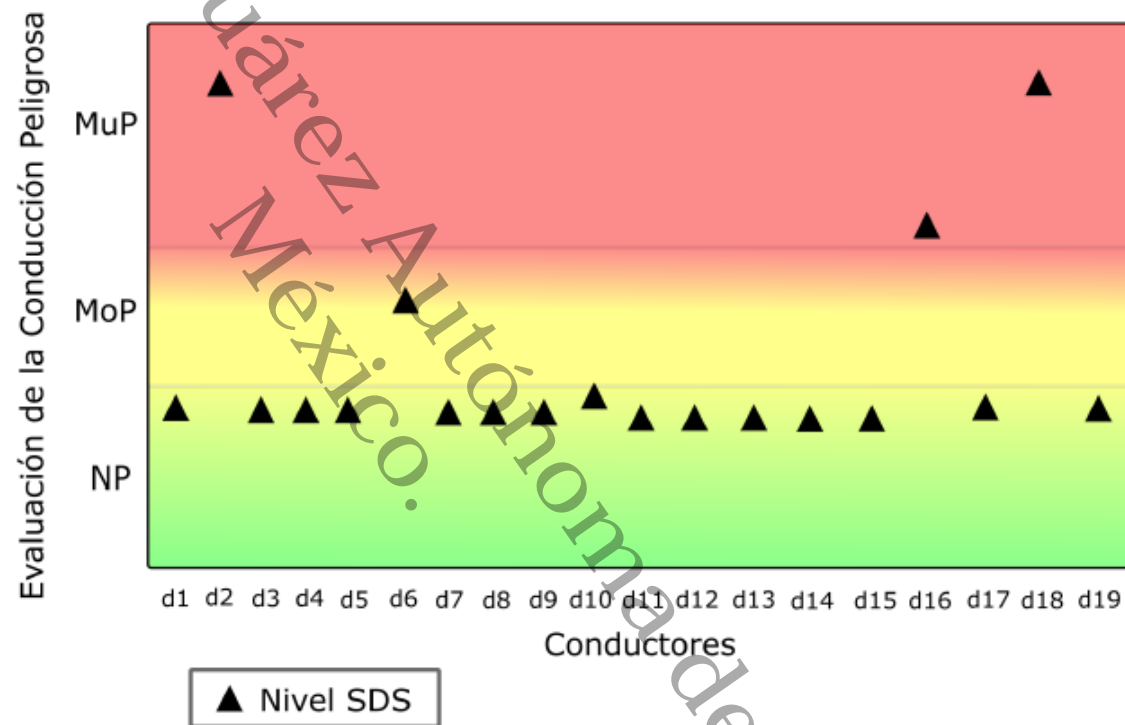




Resultados - SDS

Conductor	Pesos
d1	13.331
d2	32.652
d3	11.736
d4	10.081
d5	10.655
d6	18.081
d7	9.493
d8	8.567
d9	9.912
d10	10.817
d11	10.493
d12	10.831
d13	10.838
d14	10.648
d15	12.081
d16	19.792
d17	12.641
d18	31.585
d19	8.567

Pesos de las respuestas DDDI



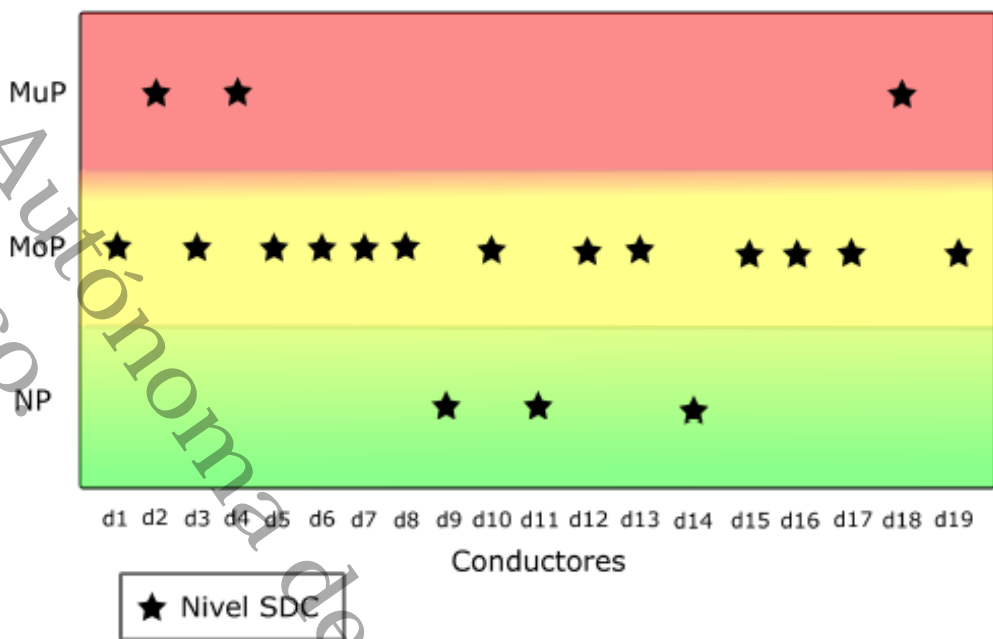


Resultados - SDC



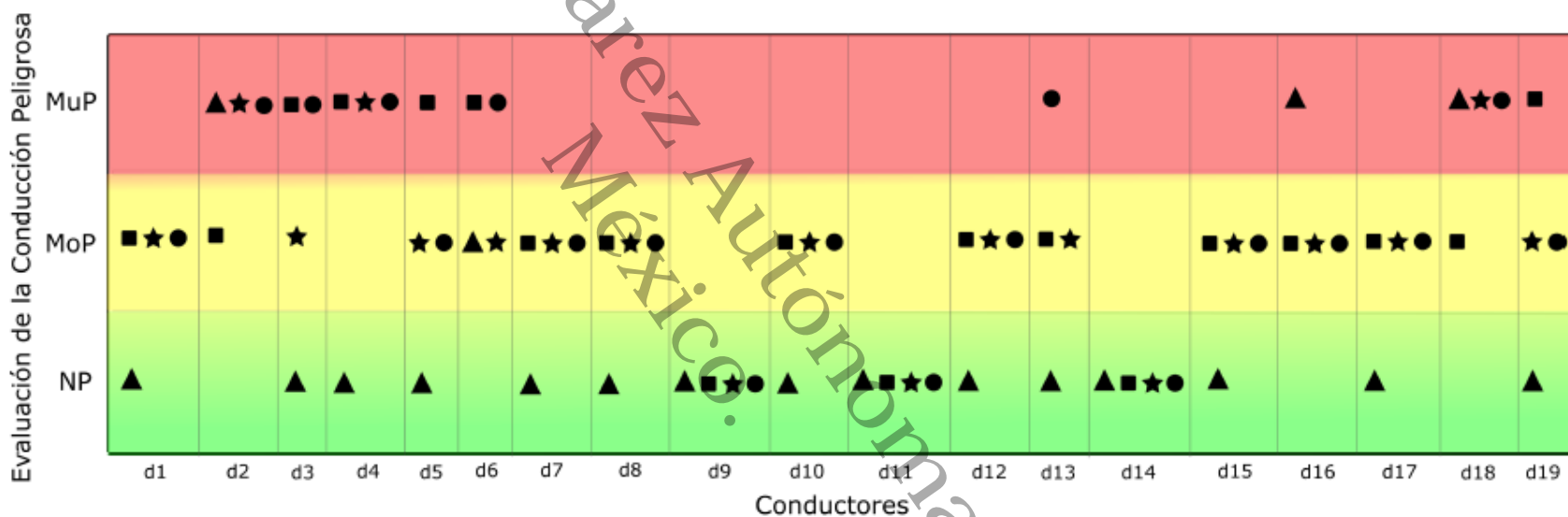
Conductor	M-C SDS	Resultado SDC	Clasificación SDC
d1	0.5151	0.3960	MoP
d2	0.5151	0.8282	MuP
d3	0.3333	0.5000	MoP
d4	0.6666	0.8470	MuP
d5	0.4848	0.3479	MoP
d6	0.4848	0.6038	MoP
d7	0.9393	0.5199	MoP
d8	0.4848	0.3479	MoP
d9	0.7575	0.0153	NP
d10	0.8181	0.5000	MoP
d11	0.4848	0.1702	NP
d12	0.5757	0.4094	MoP
d13	0.6666	0.5000	MoP
d14	0.8787	0.1530	NP
d15	0.6969	0.4835	MoP
d16	0.6969	0.5000	MoP
d17	0.5151	0.3960	MoP
d18	0.1212	0.8417	MuP
d19	0.8787	0.5000	MoP

Evaluación de la Conducción Peligrosa





Resultados - Validación



% Respecto a la Opinión de Expertos

73.68%

26.31%

84.21%

Discusión

- Un Sistema Difuso Multidisciplinario puede evaluar la Conducción Peligrosa, empleando las ventajas de cada disciplina, compensando sus debilidades y reduciendo los sesgos.
- Eficiencia del 84.21% en escenario real.
- Libertad de conducción sin eventos predefinidos, a diferencia de otras investigaciones (Ferreira, 2017).
- Concordancia con estudios, en cuanto a que las soluciones híbridas producen resultados más fiables y precisos, al evaluar el desempeño durante la conducción (Dong, 2010).



Discusión

- Las pruebas fueron personalizadas, sin intentar reconocer un patrón generalizado en una población.
- Limitaciones: condiciones del tráfico, no se capturó la información del medio ambiente (ej.: temperatura, visión 360°, proximidad, etc.).
- Deseabilidad Social (Zerbe and Paulhus, 1987).
- Cambio de actitud del conductor al sentirse evaluado (Oswald, 2014).



Conclusiones

- El método propuesto representa un avance en el conocimiento, ya que evalúa la conducción vehicular con un enfoque multidisciplinario.
- El Sistema Difuso permite manejar la vaguedad de los criterios de evaluación.
- El sistema de categorización propuesto, es el resultado de combinar aspectos objetivos (sensores) y subjetivos (cuestionarios), considerando así la diversidad de factores presentes en la conducción vehicular.



Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.

Publicación de



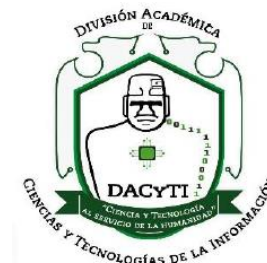
ARTÍCULOS

Artículos

- Artículo:
 - Título: “Fuzzy System to Assess Dangerous Driving: A Multidisciplinary Approach”.
 - Revista: Sensors, Vol. 22, No. 10, 3655.
 - Fecha de publicación: Mayo 2022.
 - Sitio: <https://doi.org/10.3390/s22103655>



Artículos



Article

Fuzzy System to Assess Dangerous Driving: A Multidisciplinary Approach

Carlos Javier Ronquillo-Cana ¹, Pablo Pancardo ^{1,*}, Martha Silva ¹, José Adán Hernández-Nolasco ¹ and Matias Garcia-Constantino ²

¹ Academic Division of Information Science and Technology, Juárez Autonomous University of Tabasco, Cunduacán 86690, Tabasco, Mexico; 191H18003@egresados.ujat.mx (C.J.R.-C.); martha.silva@ujat.mx (M.S.); adan.hernandez@ujat.mx (J.A.H.-N.)

² School of Computing, Ulster University, Jordanstown BT37 0QB, UK; m.garcia-constantino@ulster.ac.uk

* Correspondence: pablo.pancardo@ujat.mx

Abstract: Dangerous driving can cause accidents, injuries and loss of life. An efficient assessment helps to identify the absence or degree of dangerous driving to take the appropriate decisions while driving. Previous studies assess dangerous driving through two approaches: (i) using electronic devices or sensors that provide objective variables (acceleration, turns and speed), and (ii) analyzing responses to questionnaires from behavioral science that provide subjective variables (driving thoughts, opinions and perceptions from the driver). However, we believe that a holistic and more realistic assessment requires a combination of both types of variables. Therefore, we propose a three-phase fuzzy system with a multidisciplinary (computer science and behavioral sciences) approach that draws on the strengths of sensors embedded in smartphones and questionnaires to evaluate driver behavior and social desirability. Our proposal combines objective and subjective variables while mitigating the weaknesses of the disciplines used (sensor reading errors and lack of honesty from respondents, respectively). The methods used are of proven reliability in each discipline, and their outputs feed a combined fuzzy system used to handle the vagueness of the input variables, obtaining a personalized result for each driver. The results obtained using the proposed system in a real scenario were efficient at 84.21%, and were validated with mobility experts' opinions. The presented fuzzy system can support intelligent transportation systems, driving safety, or personnel selection.

Keywords: AHP; dangerous driving; driver behavior; Dula dangerous driving index; fuzzy systems; intelligent transportation systems



Citation: Ronquillo-Cana, C.J.; Pancardo, P.; Silva, M.; Hernández-Nolasco, J.A.; Garcia-Constantino, M. Fuzzy System to Assess Dangerous Driving: A Multidisciplinary Approach. *Sensors* **2022**, *22*, 3655. <https://doi.org/10.3390/s22103655>

Artículos

- Artículo:
 - Título: “Comparación de los Procesos Analítico Jerárquico (AHP) y Analítico Jerárquico Difuso (FAHP) para Jerarquizar los Criterios de la Conducción Vehicular Peligrosa”
 - Revista: Investigación Aplicada, un enfoque en la tecnología, Año 6, No. 12, julio-diciembre 2021.
 - Sitio: <https://www.investigacionaplicadarevista.com/>
 - Folio Latindex: 28438
<https://www.latindex.org/latindex/ficha?folio=28438>



Artículos



Revista Investigación Aplicada, un Enfoque en la Tecnología

<https://www.investigacionaplicadarevista.com/>

Reserva de Derechos al Uso Exclusivo No. 04-2017-061312174600-203, ISSN: 3594-035X,
ambos otorgados por el Instituto Nacional del Derecho de Autor. Latindex 28438.

13 de diciembre de 2021

Estimados autores:

Carlos Javier Rongullo Caña

Pablo Pancardo García

Martha Patricia Silva Payró

Artículo:

“Comparación de los Procesos Analítico Jerárquico (AHP) y Analítico Jerárquico Difuso (FAHP) para Jerarquizar los Criterios de la Conducción Vehicular Peligrosa”

Tenemos el gusto de informarles que el artículo arriba citado ha sido aprobado para su publicación en la Revista Investigación Aplicada, un Enfoque en la Tecnología, en la edición número 12, correspondiente a julio-diciembre de 2021.

La revista es arbitrada e indexada, revisada en pares por evaluadores con amplia experiencia en la investigación.

Saludos cordiales.

Dra. Zulma Sánchez Estrada
Comité Editorial

Dr. Jorge Noriega Zenteno

IAET-DIC-21-513




Artículos

- **Publicación:**
 - Título: “Clasificación del Estilo de Conducción en Sistemas de Transportación Inteligente: Revisión de Literatura”.
 - Libro: Colección de los avances en Tecnologías de la Información Volumen 5, págs. 255-265.
 - Fecha: 17 de diciembre de 2019.
 - Editor: UJAT
 - ISBN: 978-607-606-532-7.




Artículos



UNIVERSIDAD JUÁREZ
AUTÓNOMA DE TABASCO
"ESTUDIO EN LA DUDA. ACCIÓN EN LA FE"

Colección de avances en Tecnologías de la Información

Volumen 5



11111000011

DIVISIÓN
ACADÉMICA DE
INFORMÁTICA Y
SISTEMAS



UNIVERSIDAD JUÁREZ
AUTÓNOMA DE TABASCO

"ESTUDIO EN LA DUDA. ACCIÓN EN LA FE"



11111000011

DIVISIÓN ACADÉMICA DE INFORMÁTICA Y SISTEMAS

Oficio No.2819 /DAIS/D
Diciembre 17 de 2019

Carlos J. Ronquillo Caña
Pablo Pancardo García
PRESENTE

A nombre del Comité Editorial de esta División Académica, y como resultado del proceso de arbitraje realizado al trabajo Intitulado "**Clasificación del Estilo de Conducción en Sistemas de Transportación Inteligentes: Revisión de Literatura**", me permito informarle después de haber sido analizado por un cuerpo colegiado, dicho trabajo fue Aceptado y publicado en el Libro "**Colección de los avances en tecnologías de la información, Volumen 5**"; de la página **255** a la página **265** editado por la **Universidad Juárez Autónoma de Tabasco** con **ISBN 978-607-606-532-7**

Sin otro particular, reciba usted un cordial saludo.

Atentamente

UNIVERSIDAD JUAREZ AUTONOMA DE TABASCO

MTE. Oscar Alberto González González
Presidente del Comité Editorial

C.c.p. Archivo,
Consecutivo

DIVISION ACADÉMICA DE INFORMÁTICA Y SISTEMAS

Miembro CUMEX desde 2008
Consortio de
Universidades
Mexicanas

Carretera Cunduacán-Jalpa Km. 1, Colonia Esmeralda. C.P. 86600, Cunduacán, Tabasco, México.
E-mail: division.dais@ujat.mx
Teléfonos: (993) 853 1500 ext. 8727; (914) 336 0618; Fax: (914) 336 0670



Artículos

- **Artículo:**
 - Título: “Adaptation, reliability, and validity of the Dula Dangerous Driving Index to assess Mexican drivers”.
 - Revista: pendiente.
 - Fecha: pendiente.



Artículos



Adaptation, reliability, and validity of the Dula Dangerous Driving Index to assess Mexican drivers¶

Abstract:¶

Objective: The purpose of this investigation was to translate the DDDI questionnaire into its Mexican version DDDI-MX and verify its reliability and validity. A team of experts in Spanish and English linguistics, and psychologists, translated, adapted, and contextualized the DDDI questionnaire.¶

Method: A total of 303 drivers completed the on-line DDDI-MX. The drivers were professors from a university in southeastern Mexico (166 men and 137 women with an M age = 47.04 years). The questionnaire included 28 items and additional demographic questions. The factorial structure of the DDDI-MX was assessed through Exploratory Factor Analysis (EFA) and Confirmatory Factor Analysis (CFA), using the statistical analysis packages SPSS and Amos v. 23 (IBM Corp. 2014).¶

Results: The answers provided by the participants were tested for normality, EFA and CFA, which presented a good overall fit to the data of the proposed three-dimensional measurement model: ($\chi^2=92.79, p=.001$; CMIN/DF=2.32; RMR=.033; RMSEA=.066; CFI=.93; NFI=0.90; GFI=.94; AGFI=.914; TLI=.91; IC-90 [.04, .08]). The adapted instrument comprises 11 items, and the reliability measured through Cronbach's Alpha was .81.¶

Conclusions: The original three-factor structure was confirmed, and by results, we affirmed that they are congruent and consonant with those found in the antecedent evidence. Therefore, the proposed instrument (DDDI-MX) allows for a reliable assessment of dangerous driving in the Mexican context due to normality's statistical results, EFA, and CFA.¶

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.

Participación en



PONENCIAS



Ponencias

- Conferencia:
 - Título: “Comparación de los Procesos Analítico Jerárquico (AHP) y Analítico Jerárquico Difuso (FAHP) para Jerarquizar los Criterios de la Conducción Vehicular Peligrosa”.
 - Evento: CYTI CONXN 2021 (Virtual).
 - Lugar: UJAT.
 - Fecha: 26 de noviembre de 2021.



Ponencias



UNIVERSIDAD JUÁREZ
AUTÓNOMA DE TABASCO

"ESTUDIO EN LA DUDA. ACCIÓN EN LA FE"



DIVISIÓN ACADÉMICA DE
CIENCIAS Y TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN

"CIENCIA Y TECNOLOGÍA AL SERVICIO DE LA HUMANIDAD"



OTORGAN LA PRESENTE

CONSTANCIA

A. **Carlos Javier Ronquillo**

Por su participación como ponente con el tema: "Comparación de los Procesos Analítico Jerárquico (AHP) y Analítico Jerárquico Difuso (FAHP) para Jerarquizar los Criterios de la Conducción Vehicular Peligrosa" dirigido a estudiantes de educación media superior y superior marco del "Congreso Internacional de Ciencias y Tecnologías de la Información de la DACYTI-UJAT 2021", llevado a cabo del 24 al 26 de noviembre de

"Estudio en la duda, Acción en la fe"

Folio: 12-11-CI-CYTIConxn

Registro: CI-Noviembre-2021

Fecha de Registro:

27 de noviembre de 2021

Cunduacán, Tabasco, México, a 27 de noviembre de 2021.

M.T.E. **Óscar Alberto González González**

Director



Ponencias

- Conferencia:
 - Título: “Categorización de la conducción vehicular peligrosa utilizando un sistema difuso que combina variables objetivas y subjetivas”.
 - Evento: Foro de Ciencias de la Computación.
 - Lugar: UJAT.
 - Fecha: 20 y 21 de junio de 2019.



Ponencias



UNIVERSIDAD JUÁREZ
AUTÓNOMA DE TABASCO

"ESTUDIO EN LA DUDA. ACCIÓN EN LA FE"



11111000011



División Académica de Informática y Sistemas

OTORGAN LA PRESENTE

CONSTANCIA

A: CARLOS JAVIER RONQUILLO CAÑA, PABLO PANCARDO GARCÍA,
MARTHA PATRICIA SILVA PAYRÓ

Por haber presentado la ponencia
"Categorización de la conducción vehicular peligrosa utilizando un sistema difuso que
combina variables objetivas y subjetivas",

en las actividades del Foro de Ciencias de la Computación, efectuado en la ciudad de
Cunduacán, Tabasco, México, 20 y 21 de junio de 2019.

Mtro. Oscar Alberto González González
Director





Ponencias

- Conferencia:
 - Título: “Introducción al Lenguaje R”.
 - Evento: Festival Latinoamericano de software libre (FLISOL).
 - Lugar: UJAT.
 - Fecha: 31 de mayo de 2019.



Ponencias



UNIVERSIDAD JUÁREZ
AUTÓNOMA DE TABASCO

"ESTUDIO EN LA DUDA, ACCIÓN EN LA FE"



División Académica de Informática y Sistemas

OTORGAN LA PRESENTE

CONSTANCIA

A: CARLOS JAVIER RONQUILLO CAÑA

Por haber presentado la ponencia "Introducción al lenguaje R" en el Festival Latinoamericano de Software Libre (ELISOL), llevado a cabo el 31 de mayo.

Cunduacán, Tabasco, a 31 de mayo de 2019.

Mtro. Oscar Alberto González González
Director



Registro
18097
a5c9d8aae699075e931ff45714366810
20/06/2019 08:19:41

Mtro. José Manuel Rodríguez Hernández
Coordinador de Difusión Cultural y Extensión



Ponencias

- Conferencia:
 - Título: “Versatilidad de la profesión de Tecnologías de la Información”.
 - Evento: Ciclo de Conferencias “Universidad y Sociedad”.
 - Lugar: UJAT.
 - Fecha: 6 de mayo de 2019.



Ponencias



UNIVERSIDAD JUÁREZ
AUTÓNOMA DE TABASCO
"ESTUDIO EN LA DUDA. ACCIÓN EN LA FE"

SECRETARÍA DE
SERVICIOS
ACADÉMICOS

Otorgan la presente

CONSTANCIA

A: Carlos Javier Ronquillo Caña

Por haber disertado la conferencia "Versatilidad de la profesión de Tecnologías de la Información", llevada a cabo en el marco del Ciclo de Conferencias "Universidad y Sociedad", como una contribución de las Divisiones Académicas para el desarrollo de la Educación Superior.

Villahermosa, Tabasco. 6 de mayo de 2019

Dra. Dora María Frías Márquez
Secretaria de Servicios Académicos

MTE. Oscar Alberto González González
Director de la División Académica de
Informática y Sistemas



Referencias.

- J. Ferreira, E. Carvalho, B.V. Ferreira, C. de Souza, Y. Suhara, A. Pent-land, and G. Pessin, “Driver behavior profiling: An investigation with different smartphone sensors and machine learning”, PLoS one, vol. 12, no. 4, p. e0174959, 2017
- Y. Dong, Z. Hu, K. Uchimura, and N. Murayama, “Driver inattention monitoring system for intelligent vehicles: A review,” IEEE transactions on intelligent transportation systems, vol. 12, no. 2, pp. 596–614, 2010.








Referencias.

- W. J. Zerbe and D. L. Paulhus, “Socially desirable responding in organizational behavior: A reconception,” *Academy of management review*, vol. 12, no. 2, pp. 250–264, 1987.
- D. Oswald, F. Sherratt, and S. Smith, “Handling the Hawthorne effect: The challenges surrounding a participant observer,” *Review of social studies*, vol. 1, no. 1, pp. 53–73, 2014.



Article

Fuzzy System to Assess Dangerous Driving: A Multidisciplinary Approach

Carlos Javier Ronquillo-Cana ¹, Pablo Pancardo ^{1,*}, Martha Silva ¹, José Adán Hernández-Nolasco ¹
and Matias Garcia-Constantino ²

¹ Academic Division of Information Science and Technology, Juarez Autonomous University of Tabasco, Cunduacan 86690, Tabasco, Mexico; 191H18003@egresados.ujat.mx (C.J.R.-C.); martha.silva@ujat.mx (M.S.); adan.hernandez@ujat.mx (J.A.H.-N.)

² School of Computing, Ulster University, Jordanstown BT37 0QB, UK; m.garcia-constantino@ulster.ac.uk

* Correspondence: pablo.pancardo@ujat.mx

Abstract: Dangerous driving can cause accidents, injuries and loss of life. An efficient assessment helps to identify the absence or degree of dangerous driving to take the appropriate decisions while driving. Previous studies assess dangerous driving through two approaches: (i) using electronic devices or sensors that provide objective variables (acceleration, turns and speed), and (ii) analyzing responses to questionnaires from behavioral science that provide subjective variables (driving thoughts, opinions and perceptions from the driver). However, we believe that a holistic and more realistic assessment requires a combination of both types of variables. Therefore, we propose a three-phase fuzzy system with a multidisciplinary (computer science and behavioral sciences) approach that draws on the strengths of sensors embedded in smartphones and questionnaires to evaluate driver behavior and social desirability. Our proposal combines objective and subjective variables while mitigating the weaknesses of the disciplines used (sensor reading errors and lack of honesty from respondents, respectively). The methods used are of proven reliability in each discipline, and their outputs feed a combined fuzzy system used to handle the vagueness of the input variables, obtaining a personalized result for each driver. The results obtained using the proposed system in a real scenario were efficient at 84.21%, and were validated with mobility experts' opinions. The presented fuzzy system can support intelligent transportation systems, driving safety, or personnel selection.

Keywords: AHP; dangerous driving; driver behavior; Dula dangerous driving index; fuzzy systems; intelligent transportation systems



Citation: Ronquillo-Cana, C.J.; Pancardo, P.; Silva, M.; Hernández-Nolasco, J.A.; Garcia-Constantino, M. Fuzzy System to Assess Dangerous Driving: A Multidisciplinary Approach. *Sensors* **2022**, *22*, 3655. <https://doi.org/10.3390/s22103655>

Academic Editor: Yeh Hsi-Jen James

Received: 8 April 2022

Accepted: 2 May 2022

Published: 11 May 2022

Publisher's Note: MDPI stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



Copyright: © 2022 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

1. Introduction

Information systems based on fuzzy logic seek a classification result employing a rule-based inference engine. Such systems, known as fuzzy systems, aim to deal with the vagueness of human reasoning expressed linguistically by using formalisms. Linguistic expressions must be assigned a quantitative value that determines the group to which a variable belongs in the universe of discourse, so it is necessary to quantify the value of variables. This objectivity implies that electronic devices are often required for measurements so that values can be considered as objective [1].

However, there are many scenarios where users' perceptions can be of great importance to feed the fuzzy system. For example, a diagnosis based on a doctor's experience, determination of the quality of a product or service based on the opinions of customers, or people's behavior assessment based on their self-evaluations. In such scenarios, the values of the variables can not be obtained using measurement equipment, thus it is necessary to use self-administered tools, such as questionnaires, for the participants to answer. Consequently, these are subjective values [2].

To our best knowledge, there is a lack of research in the literature about fuzzy system models that allow feeding a system combining objective and subjective values. We hypothesize that a fuzzy system with a multidisciplinary approach that combines objective and subjective variables can support solving complex social problems. Therefore, we propose a fuzzy system model where: (i) devices with sensors obtain data to feed the objective variables, and (ii) questionnaire responses that will provide values to the subjective variables of the system. We pre-processed the subjective data to quantify them as subjective variables and use them as input variables or in the inference rules.

Our fuzzy system model with multidisciplinary approach is composed of three-stages. The first stage consists of capturing objective data (numerical values) and subjective data (perceptions). The second stage is the processing of the objective and subjective data through two classification systems (OFS and SFS). Finally, the third stage consists of a fuzzy system where the classification results of objective and subjective data are combined, and a final output is obtained. The proposed model was applied to a case study on assessing dangerous driving resulting from negative cognitive/emotional, aggressive and risky driving.

This paper has two contributions. (1) A three-stage fuzzy system model with multidisciplinary approach that combines objective and subjective variables. The values of the objective variables are numerical and precise, while the subjective variables take values from human perceptions or opinions and can be ambiguous and imprecise. The reference model seeks to represent both the objective and subjective variables present in many classification scenarios. (2) A new way of assessing dangerous driving, which results from aggressive, risky driving behaviors and negative thoughts towards other drivers. The new assessment from implementing the reference model combines objective values obtained with electronic engineering sensors (acceleration, cornering, location and speed sensors) and subjective values (from a self-applied questionnaire on dangerous vehicle driving and another questionnaire on social desirability).

Questionnaires from behavioral science are useful to feed the fuzzy systems with user opinions and perceptions. Therefore, applying our model implies considering objective and subjective aspects to the evaluation of vehicular driving, making it more in line with and representative of the factors that may intervene during driving.

The remaining of the paper is organized as follows. Section 2 explains the background and related work. Section 3 provides the step-wise explanation of the proposed approach in detail. Sections 4 and 5 present model implementation in the case study and report the obtained results, respectively. Section 6 discusses the experimental results. Finally, conclusions and final remarks are presented in Section 7.

2. Background and Related Works

2.1. Dangerous Driving Assessment

The dangerous driving of a vehicle can cause injuries to the driver, passengers and other people on the road, as well as economic, property and road infrastructure damages [3]. Given the above, some previous works in the literature have investigated how to determine the driver's behavior during vehicle driving and how it contributes to decision making.

There are technological solutions that rely on in-vehicle sensor data to evaluate driving behavior. The CAN (Controller Area Network) bus is an example and has been used for safety and driver fingerprinting purposes [4,5]. The CAN bus is a communication system developed to exchange information between the electronic control units of an automobile. This system is factory installed in some vehicles and captures data from various types of sensors, though it has the disadvantage of being an expensive solution because it is contained in high-end vehicles. Some applications based on video camera data that employ artificial intelligence techniques are driver distraction [6] and driving style recognition based on vehicle trajectory [7] despite some difficulties of cameras usage such as illumination changes, obtrusiveness and privacy issues.

Research works concerning the use of sensors in transportation systems are becoming more and more frequent. A great variety of experiments have analyzed vehicle movements during driving and aim to increase the safety and comfort of users [8]. Some authors have conducted experiments with a smartphone because it is an accessible, inexpensive tool with sensors (accelerometer, gyroscope, and GPS), which allows the analysis of vehicle movements [9–11]. Some of the variables that researchers have considered as input of artificial intelligence algorithms [12] are speed, braking, potholes, bumps, and environmental conditions [8,13,14].

Artificial intelligence techniques and methods employed to analyze vehicle movements obtained from sensors have proven to be efficient and effective. In the literature, some authors were able to classify driver behavior as dangerous, aggressive, risky (reckless), safe, unsafe, erratic and distracted, among others [15–18]. Evidence shows that the identification of driving styles for real scenarios is close to 80% [19]. Achieving higher efficiency levels is difficult due to erroneous reading caused by calibration failures [10,20].

In addition to the study of vehicle movements, the thoughts and actions of drivers can be analyzed to carry out a classification of driving behavior. Some of the tools used to gather subjective variables include questionnaires, interviews and self-reports. Questionnaires can be used to collect general data from respondents [21] or to validate measurements obtained by sensors [22]; and self-reports can be used to learn information regarding violations and accidents [23]. The primary motivator of some of the research of driver behavior analysis is that dangerous driving is a predictor of road accidents [24].

The advantages of using questionnaires are that they obtain personalized results and assign values to variables of interest. The variables' values result from a series of responses, which together determine the value assigned to a variable. Thus, we do not ask users which value they would assign to a given variable; else, we derive the value of a variable from the answers to the questions that characterize the variable. The process of inferring the value of the variable from the answers to related questions avoids biases in the face of possible scenarios of social desirability. In behavioral sciences, studies related to traffic accidents found that the human behavior factor is the most critical variable in the process of driving a vehicle and its possible accident [8,25]. Researchers have developed self-applied tools (questionnaires) that aim to determine driving styles from the answers provided by drivers. Among the available questionnaires, some of the areas investigated are: classifying driving style [26], dangerous behavior [27], driving with a propensity to anger [28], driving with angry thoughts [29], and so on. However, the main shortcoming of these instruments in terms of reliability and accuracy is the social desirability of the respondents [30,31].

One way to provide reliability and formalism to drivers' responses to questionnaires is through tools such as the Analytical Hierarchy Process (AHP), which is a support technique used in Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) [32]. The purpose of this technique is to support subjective evaluations, determining the relative importance between criteria by employing Saaty's pairwise scale (see Table 1) that allows them to be ranked [33]. AHP employs pairwise comparison processes, hierarchical ranking, and calculating importance weights [34]. AHP is used to represent the decision by establishing hierarchies. However, designing hierarchies requires experience and knowledge of the situation to be solved, therefore it is suggested to have experts' knowledge or subject information. In AHP, criteria priorities are obtained by comparing the importance pairwise concerning the goal [35–37]. Given the reliability of multicriteria tools in decision making, AHP is used in this research to formalize subjective information from perceptions. The AHP has proven its effectiveness in several areas [38], with vehicle driving safety being one example [39].

Table 1. Saaty's pairwise scale.

Verbal Judgment	Numeric Value
Extremely important	9
	8
Very strongly more important	7
	6
Strongly more important	5
	4
Moderately more important	3
	2
Equally important	1

As for proposals that capture the environment surrounding the vehicle and the driver, in the approach presented by [40] ambient stereoscopic images are used to predict future driver maneuvers some time before they occur, given information about the driving context. Ref. [41] did a comparative study machine learning techniques for lane change detection, both works with the limitations inherent to physical coverage that can be had with video cameras.

Approaches to assess driving behavior based only on the driver, the vehicle or the environment are incomplete proposals, as [42] concluded that driver behavior should be modeled and evaluated in terms of different dimensions established within a driver-vehicle-environment system [43]. That is, in terms of the driver, their physiological, psychological and social profile (including gender, age, education and driving history) should be considered; in terms of the vehicle, the circumstances to be observed are those where the vehicle characteristics will somehow influence driving behavior; in terms of the environment, the factors to be considered are road geometry, road condition, road type, weather condition, light condition and traffic condition.

2.2. Fuzzy Systems

The evaluation of dangerous driving is performed in a scenario that involves vagueness and imprecision, which is why fuzzy systems are useful in addressing ambiguous conditions through fuzzy logic theory. The theory of fuzzy logic is inspired by the processes of human perception and cognition. This theory assigns to a variable instance a certain membership degree to a group from the set of fuzzy groups, representing the universe of discourse for that variable [44]. Fuzzy logic can deal with uncertain, imprecise, vague, partially true or unbounded information arising from perception and cognition.

Fuzzy logic provides an effective means for multi-criteria conflict resolution and a better evaluation of alternatives. Fuzzy logic-based systems can build intelligent systems for decision-making [45] that include vague human evaluations [46] and these systems have been employed to detect dangerous driving [47] and in general for automotive engineering applications [48]. The benefits of fuzzy models are well supported, for instance, in [49] the authors mention that fuzzy control is a nonlinear control technique that is relatively easy to understand and transparent with respect to other nonlinear techniques since it incorporates the knowledge and experience of the designer.

The approach presented in [50] is the closest to the one we propose. The authors used triaxial accelerometers' data to feed a fuzzy system for pronation and supination assessment in Parkinson's disease. Then, they contrasted the result of the system against experts' opinions. Thus, the authors used the AHP to apply it to the experts' assessments and compare the experts' results against the results provided by the sensors. However, they did not use expert experience or patient opinions/feedback to feed the fuzzy system in the classification process.

3. Reference Model

The reference model is a fuzzy system that allows combining objective and subjective input variables. Objective values are obtained from readings made with sensors of various types, e.g., motion sensors, temperature, turns, location, etc. On the other hand, subjective values are captured from the answers to questionnaires applied to users; the questionnaire or group of selected questionnaires will depend on the specific scenario and application. Perceptions, collected from users through questionnaires' answers, are formalized using a method that facilitates the quantification and value (hierarchization/classification) given to the subjective data. Conventionally, fuzzy systems use quantitative input variables; however, there are scenarios that should be modeled by a system that additionally has qualitative input variables.

The proposed model offers a way to “convert”, by an appropriate method, the subjective values into objective ones so that they can be quantified and fed to the fuzzy system. The result is a fuzzy system model more in line with reality, where objective and subjective variables are involved. The purpose of the model is to address a classification process considering objective and subjective variables. The model comprises three phases: (i) data collection, (ii) data processing and (iii) data evaluation (see Figure 1).

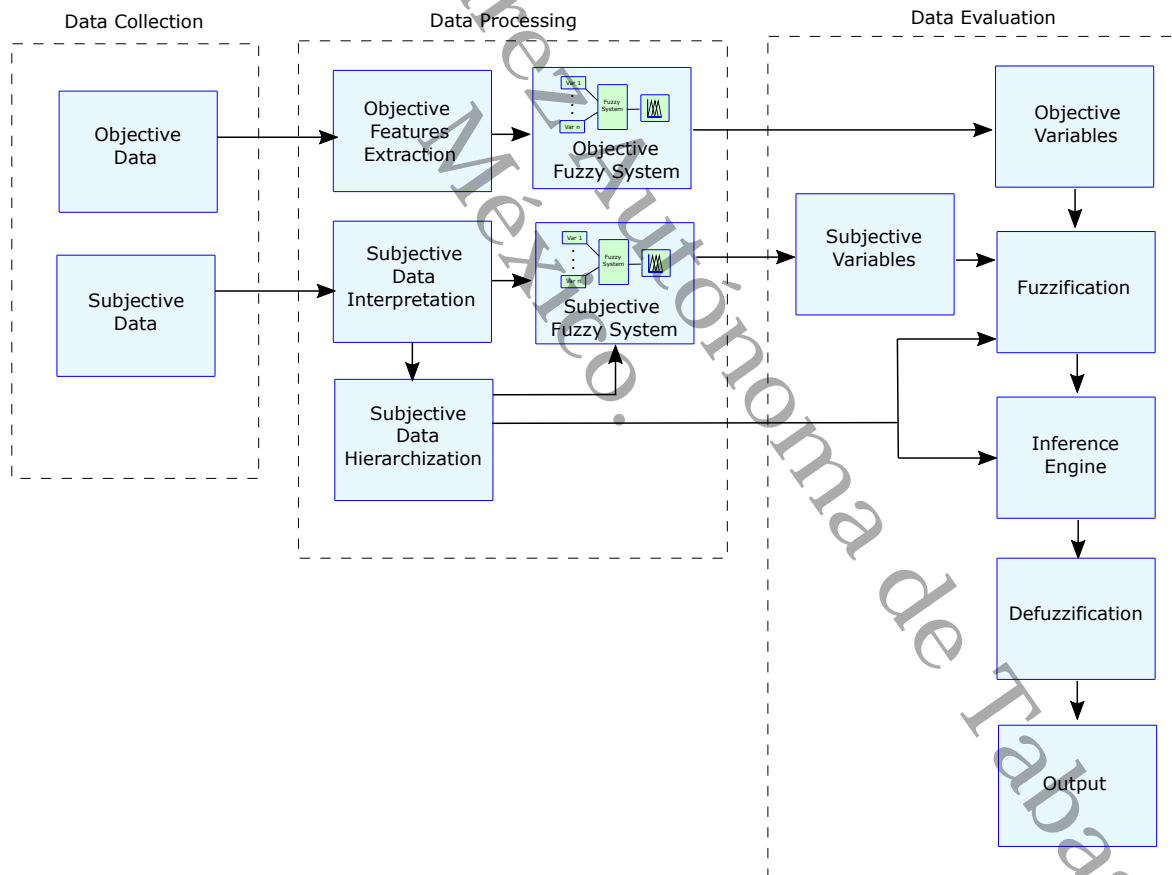


Figure 1. Reference model.

Case Study

In the present study, we decided to use the DDDI questionnaire because it is oriented to assess dangerous driving according to three dimensions: (i) Aggressive Driving (AD), (ii) Negative Cognitive/Emotional Driving (NCED), and (iii) Risky Driving (RD). These dimensions are relevant given the focus of the research, which aims to complement the data from the sensors considered (accelerometer, gyroscope, speedometer) with expert

knowledge (obtained from the questionnaire). That is, the sensors considered can measure real physical actions (sharp turns, sudden braking, steering or lane deviations, racing) resulting from aggressive driving and speeding over bumps and potholes related to risky driving. Therefore, there is a correspondence between the data collected from the sensors and the specific dimensions evaluated by the DDDI questionnaire.

Considering the areas of technology and behavioral sciences briefly described in the previous paragraphs, the main objective of this paper is to develop a model for the evaluation of dangerous vehicle driving that uses, as a source of data, the measurements of vehicle motion sensors and the answers to questionnaires that rate the driver's reactions to driving. The novelty of the method consists in the union of objective and subjective measurements.

4. Model Implementation in the Case Study

The implementation of the model requires a three-phase or stage process: (i) data collection, (ii) data processing, and (iii) data evaluation.

The first stage of the model contemplates obtaining objective data through sensors, which in other studies have proven to be effective with this type of measurements [51]. We perform several tasks within this first stage, ranging from selecting the route that meets the requirements to evaluate vehicular driving in a real environment, to collecting the data obtained in a natural environment (see Figure 2).

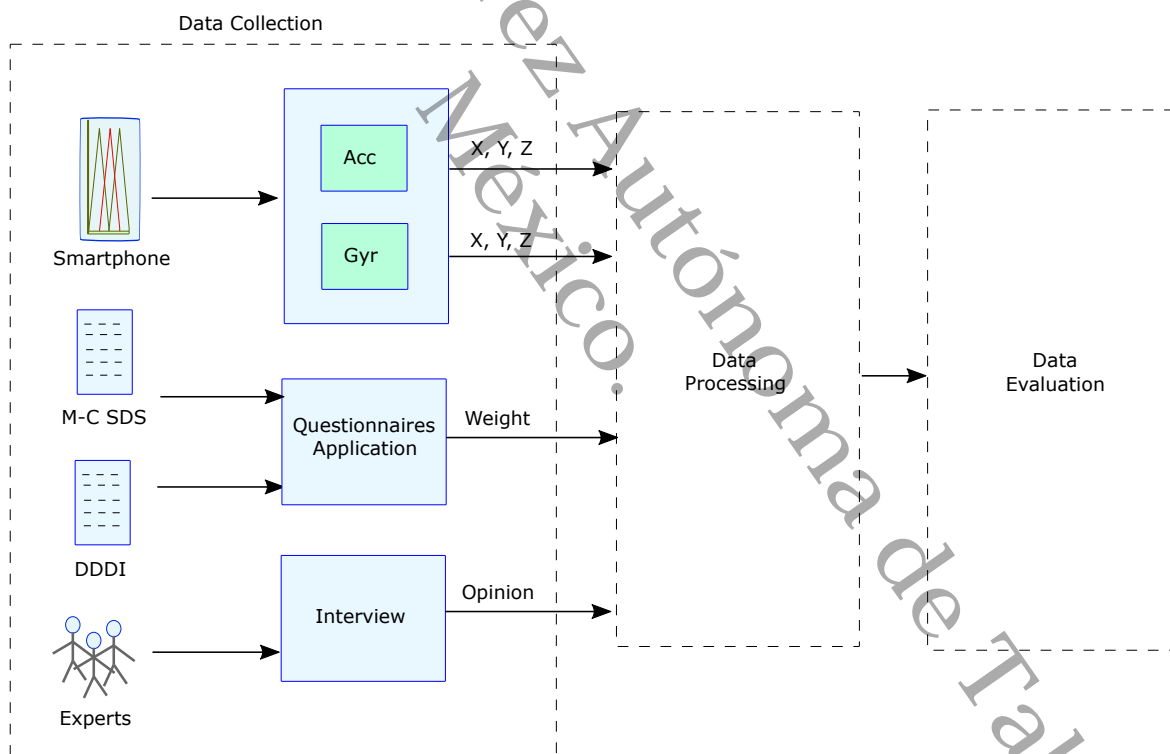


Figure 2. Data collection stage.

In this same stage, we also obtained subjective data from the results of the application of questionnaires to users. Questionnaires have proven to be effective in measuring people's behavior in various domains [26–29]. In this same phase, we collected the opinions and experiences of mobility experts regarding the importance of each dimension of the DDDI questionnaire concerning the others. We used this expertise in phase two.

For the present investigation, the DDDI was used to assess dangerous driving behaviors, and the Marlowe–Crowne Social Desirability Scale (M-C SDS) was applied to know social desirability bias from drivers. As a result, we obtained qualitative answers of

the driver's driving behavior with the DDDI and the degree of reliability of the driver's responses with the M-C SDS.

In the second stage of the study, we converted the objective values obtained by the sensors to statistical measurements similar to those considered in related studies [52–54]. Then, the most relevant features were selected to characterize the particular vehicular driving event. The chosen statistical values were input variables of an Objective Fuzzy System (OFS) that classified vehicular driving as: "Not dangerous", "Moderately dangerous", or "Very dangerous", considering only objective data (see Figure 3).

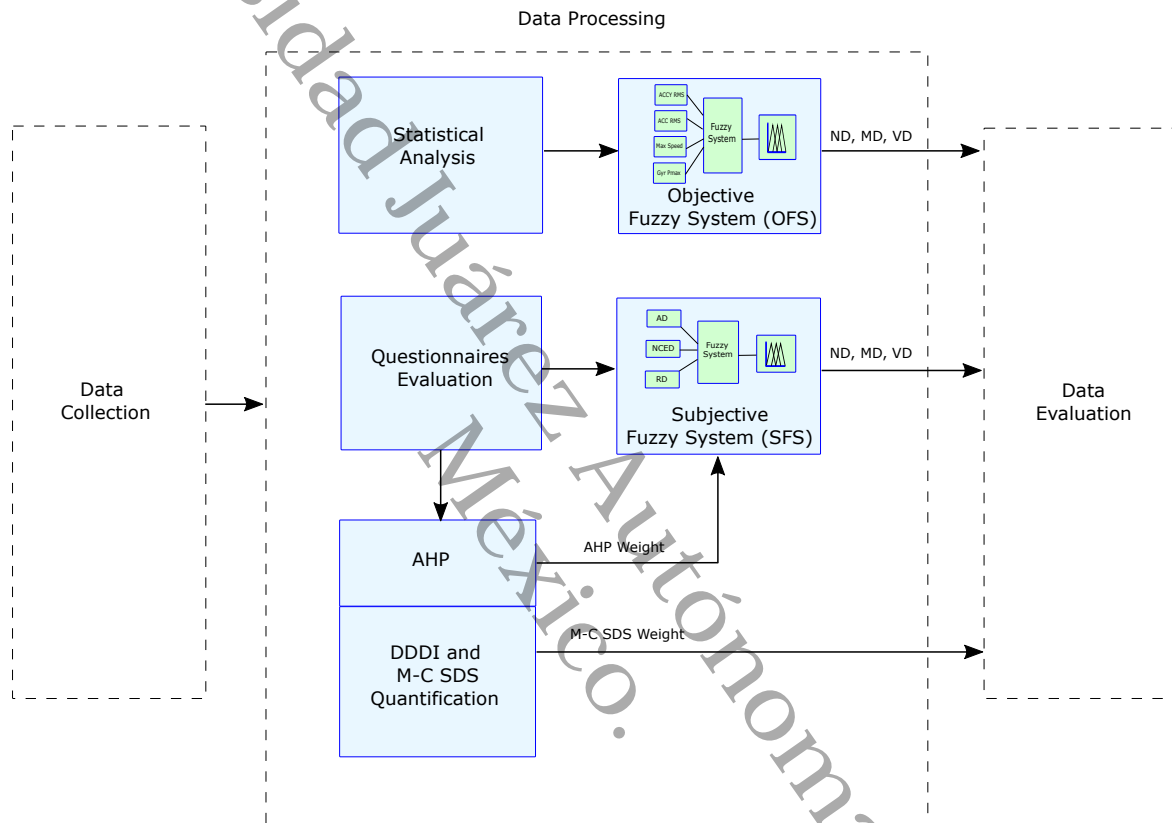


Figure 3. Data processing stage.

We formalized the DDDI responses by quantification resulting in three weights corresponding to the aggressive, risky and negative cognitive/emotional driving in this same stage. The values of the dimensions represent the input variables of the Subjective Fuzzy System (SFS).

Then, according to the experts' opinions given in the first phase, we ranked the subscales (aggressive, risky and negative cognitive/emotional driving) using AHP. In this case, we applied AHP to determine the importance of each of the DDDI dimensions. This is because although AHP is used to assign weights to criteria and select the best alternative, it can also be used only to assign weights to the dimensions of the questionnaire [33,55], as is done in our case. Moreover, we built the rules using the ranking obtained with AHP. The result of the SFS was the level of dangerous driving considering only subjective data.

The answers were interpreted and then ranked into low and high desirability weights with respect to the M-C SDS questionnaire. Finally, we used the results from the M-C SDS in the inference rules of the Combined Fuzzy System (CFS).

The third stage consisted of a fuzzy system that has the output of the OFS fed with sensor data as a first input variable. The second input variable is the result of the SFS.

Once the values were fuzzified, we strengthened the inference engine with the desirability weights obtained from the M-C SDS questionnaire. The weights are part of the rules and are used to give credibility to the CFS input variables when they present discrepancies. The result of the CFS will be the final hazard level given to the driving (see Figure 4).

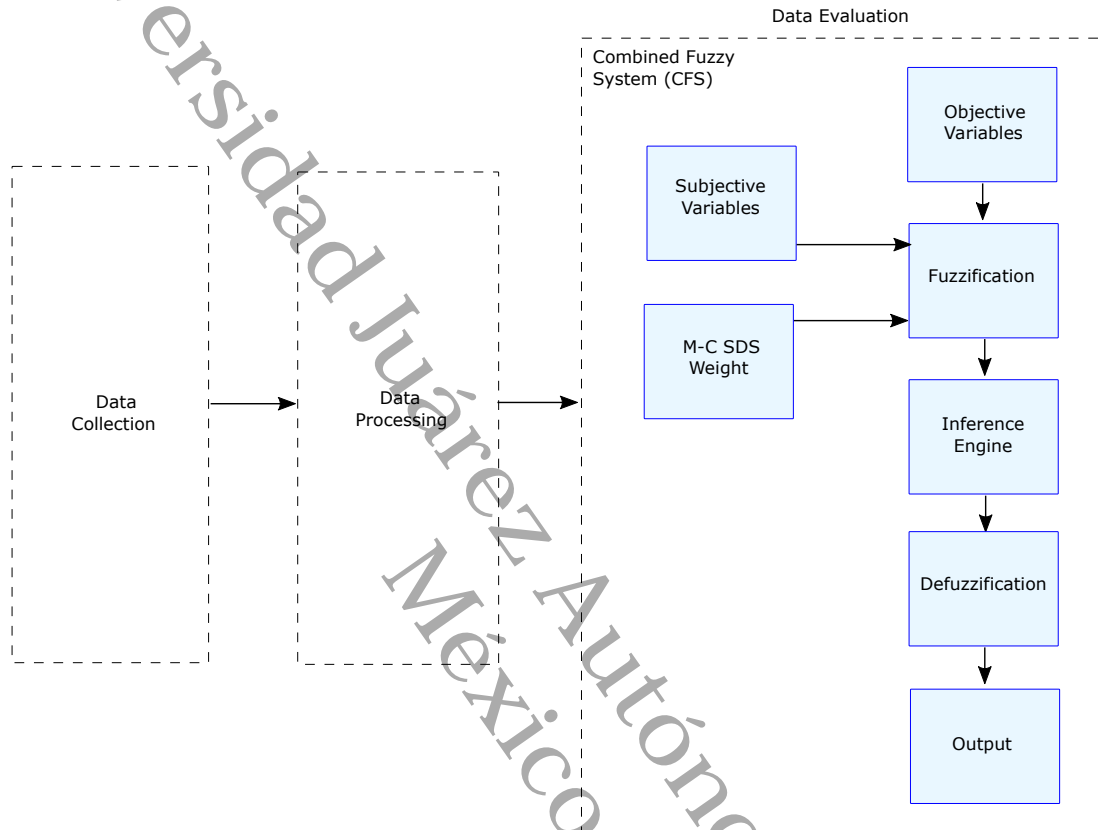


Figure 4. Data evaluation stage.

A diagram of all the membership functions used in the fuzzy systems that integrate the proposal is shown in Figures 5–7. From a set of characteristics obtained to feed the fuzzy systems (OFS and SFS), we analyzed and selected those characteristics with values that presented more variability among them, i.e., that there were significant differences between the values obtained for each characteristic. Then, according to the maximum and minimum values recorded for each variable, the universe of discourse (domain) was determined. It was decided that the shape of the membership functions should be trapezoidal because the maximum value of membership (one) applied to a set (range) of discrete values of the variables; therefore, trapezoidal functions are adequate [49] to represent the case study. In a first approximation, the universe of discourse was symmetrically divided into three sets, since such a number of sets is usually common in fuzzy systems. The percentage of overlap between two neighboring sets was between 10% and 50%, ensuring that the sum of the overlap membership values was not greater than unity. These groupings made it possible to associate each input linguistic value with its respective fuzzy set. The ranks and overlaps of the sets were optimized based on expert opinion.

The Algorithm 1 contains the steps to build the whole OFS subsystem. The membership functions for the OFS subsystem are shown in Figure 5.

The Algorithm 2 contains the steps to build the whole SFS subsystem. The membership functions for the SFS subsystem are shown in Figure 6.

Algorithm 1 Driver classification (OFS).**Input:** Raw data**Output:** Objective driving behavior classification

- 1: Load raw data from sensors (accelerometer, gyroscope, and speedometer)
- 2: Compute features

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (1)$$

$$Max\ peak(x_i) \quad (2)$$

- 3: Select relevant features
- 4: Define rules if RMS(x) is (Low/Medium/High) and/or AccY-RMS is (Low/Medium/High) and/or GyrPmax is (Low/Medium/High) and/or Max speed (Low/Medium/High) then OFS is (Not Dangerous/Moderately Dangerous/Very Dangerous)
- 5: Fuzzify (Design the membership groups). Trapezoidal function define a, b, c, d

$$f(x, a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ (x - a) / (b - a), & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ (d - x) / (d - c), & c \leq x \leq d \\ 0, & x \geq d \end{cases} \quad (3)$$

- 6: Evaluate from rules
- 7: Defuzzify

$$x_{centroid} = \frac{\sum_i \mu(x_i) x_i}{\sum_i \mu(x_i)} \quad (4)$$

- 8: If the classification accuracy > 70%, go to step 10
- 9: Define membership group adequacies and go to step 5
- 10: End of OFS classification

Algorithm 2 Driver classification (SFS).**Input:** data from answers to questionnaires**Output:** Subjective driving behavior classification

- 1: Load data
- 2: Compute subjective features from
 - Hierarchize the DDDI dimensions (AHP)
 - Hierarchize social desirability (M-C SDS)
- 3: Define rules if AD is (Low/Medium/High) and/or NCED is (Low/Medium/High) and/or RD is (Low/Medium/High) then SFS is (Not Dangerous/Moderately Dangerous/Very Dangerous)
- 4: Fuzzify (Design the membership groups). Define a, b, c, d from Equation (3) for trapezoidal function.
- 5: Evaluate from rules
- 6: Defuzzify applying Equation (4)
- 7: End of SFS classification

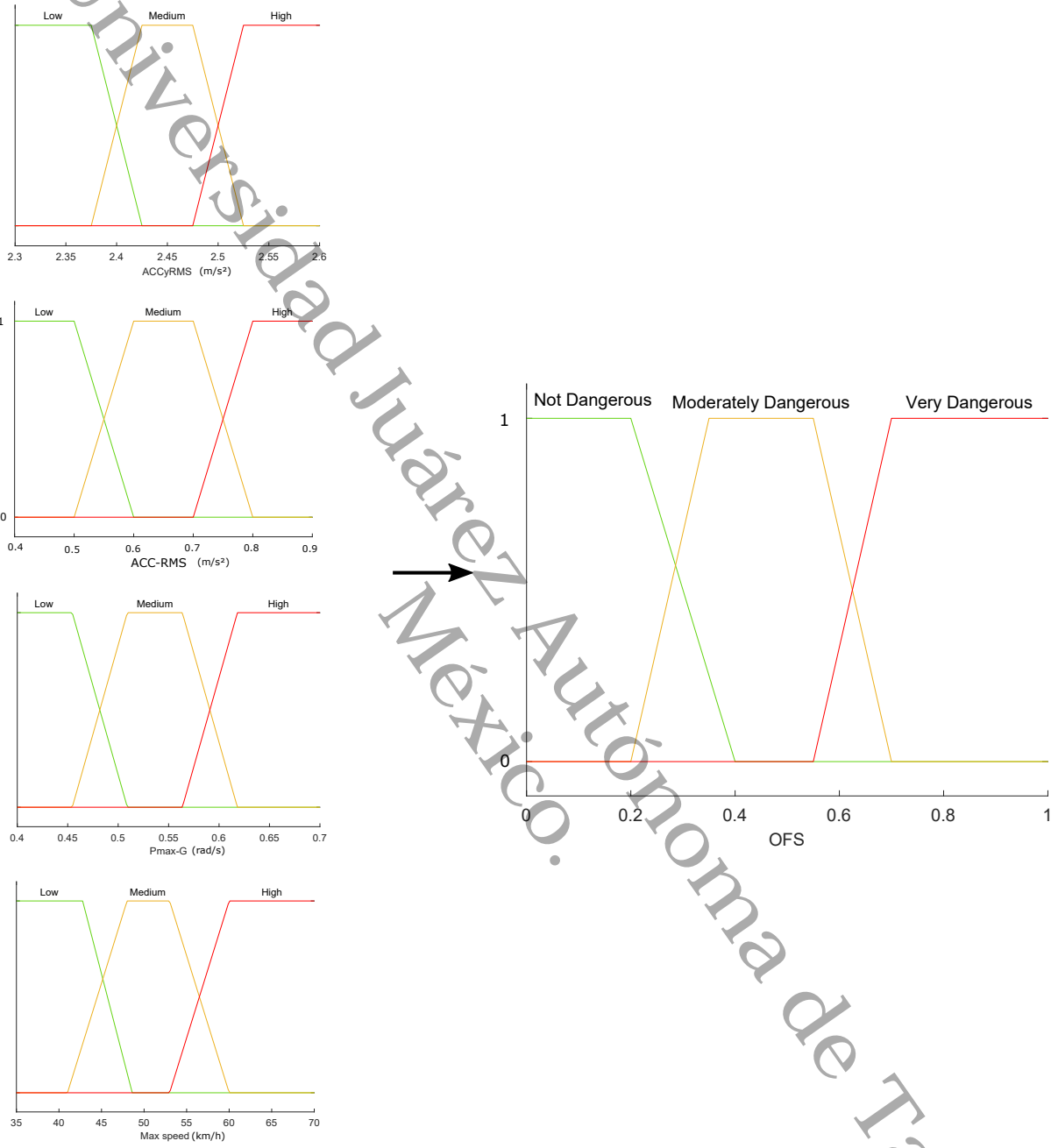


Figure 5. OFS Membership functions diagram.

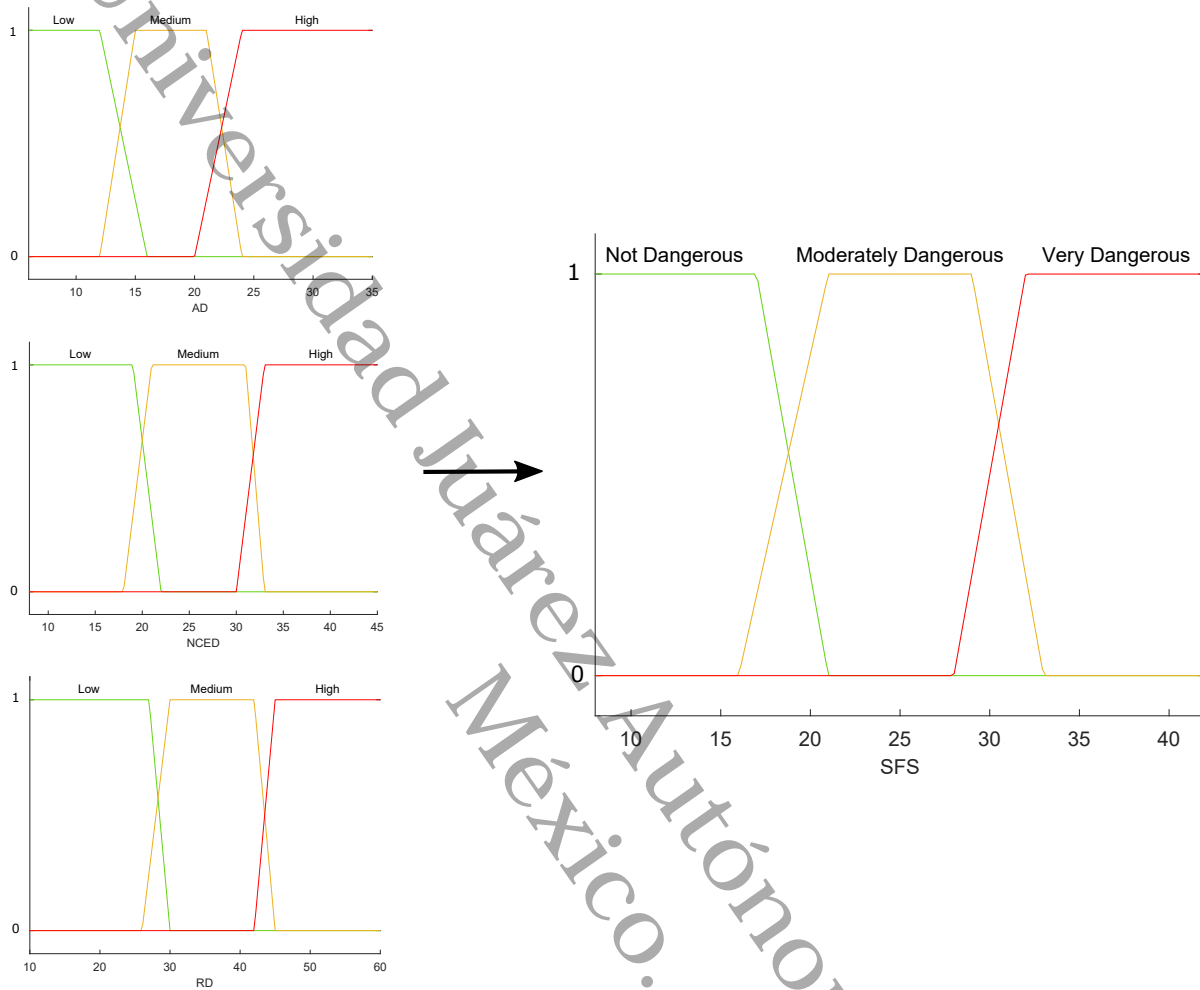


Figure 6. SFS Membership functions diagram.

The Algorithm 3 contains the steps to build the whole CFS subsystem. The membership functions for the CFS subsystem are shown in Figure 7.

Algorithm 3 Driver classification (CFS).

Input: output data from OFS, SFS and M-C SDS

Output: Driving behavior classification

- 1: Load data
 - 2: Define rules if OFS is (Not Dangerous/Moderately Dangerous/Very Dangerous) and/or SFS is (Not Dangerous/Moderately Dangerous/Very Dangerous) and/or M-C SDS is (Low/High) then CFS is (Not Dangerous/Moderately Dangerous/Very Dangerous)
 - 3: Fuzzify (Design the membership groups). Define a, b, c, d from Equation (3) for trapezoidal function.
 - 4: Evaluate from rules (weighting M-C SDS)
 - 5: Defuzzify applying Equation (4)
 - 6: If the classification accuracy > 70%, go to step 8
 - 7: Define membership group adequacies and go to step 3
 - 8: End of CFS classification
-

The construction of the rules was based on the experts' opinion. According to the experts, all possible combinations for the variables involved in the fuzzy models were considered, that is, the multiplicative rule was applied. A total of 81 rules ($3 \times 3 \times 3 \times 3$) were constructed for the OFS model, 27 rules ($3 \times 3 \times 3$) for the SFS model and 18 rules ($3 \times 3 \times 2$) for the CFS model. The output value for each combination was determined by the experts. All the rules constructed are necessary as they are required to cover all the driving scenarios studied, according to expert opinion. The defuzzification method used was the centroid method.

4.1. Empirical Evaluation of the Solution

The experimental design contemplated aspects such as invitation of potential participants, selection of volunteers, choice of geographic location for the tests, placement of the devices inside the vehicle, selection of sensors, applications used, evaluation of the data, among others.

4.2. Participants

Participants consisted of a heterogeneous group of 19 drivers (5 women and 14 men). The age range was between 17 and 67 years (mean = 43.42). The driving experience was in the range of 1 to 20 years. Thus, the sample size used in the present investigation proved to be adequate for this type of study [56]. We provided participants information about the research, including a brief explanation of its purpose. We assured them their information would be anonymous, and confidential. All subjects provided written informed consent prior to participating in the study.

4.3. Chosen Route

We chose a 3.6 km long circuit located on an avenue in the city of Villahermosa, Tabasco, Mexico. The circuit has bumps, potholes, traffic lights and maximum speed indicators; the road has the right conditions to observe possible dangerous behaviors during vehicular driving. During the experiments, the selected route was traveled twice by each driver. This was for each driver to become accustomed to the vehicle and to avoid biases in the measurements. The measurements collected from the second time the route was completed were considered for data analysis.

4.4. Vehicle and Smartphones

The vehicle used was a 2005 model common-use vehicle. We made tests to select the best position for the sensors considering the center of mass of the vehicle in order to obtain more reliable readings [57]. Inside the vehicle, we made the necessary preparations to install three smartphones very well fastened. The first phone was placed close to the vehicle's center of mass and gathered readings from the acceleration, gyroscope and GPS sensors. The second phone was placed between the steering wheel and the vehicle's speedometer and recorded video of speedometer variations during driving. Finally, the third phone was attached to the pickup's front rearview mirror and collected: video of the street the driver was driving on, acceleration patterns when starting gears and brake application patterns when stopping the vehicle.

The technical specifications of two of the cell phones used are: Huawei Y6, model MRD-LX3, Android 9 version, RAM 2.0 GB, with a total storage capacity of 32 GB (internal storage). The third phone was Huawei Y9s, model STK-LX3, Android 10 version, RAM 6.0 GB, and a total storage capacity of 128 GB.

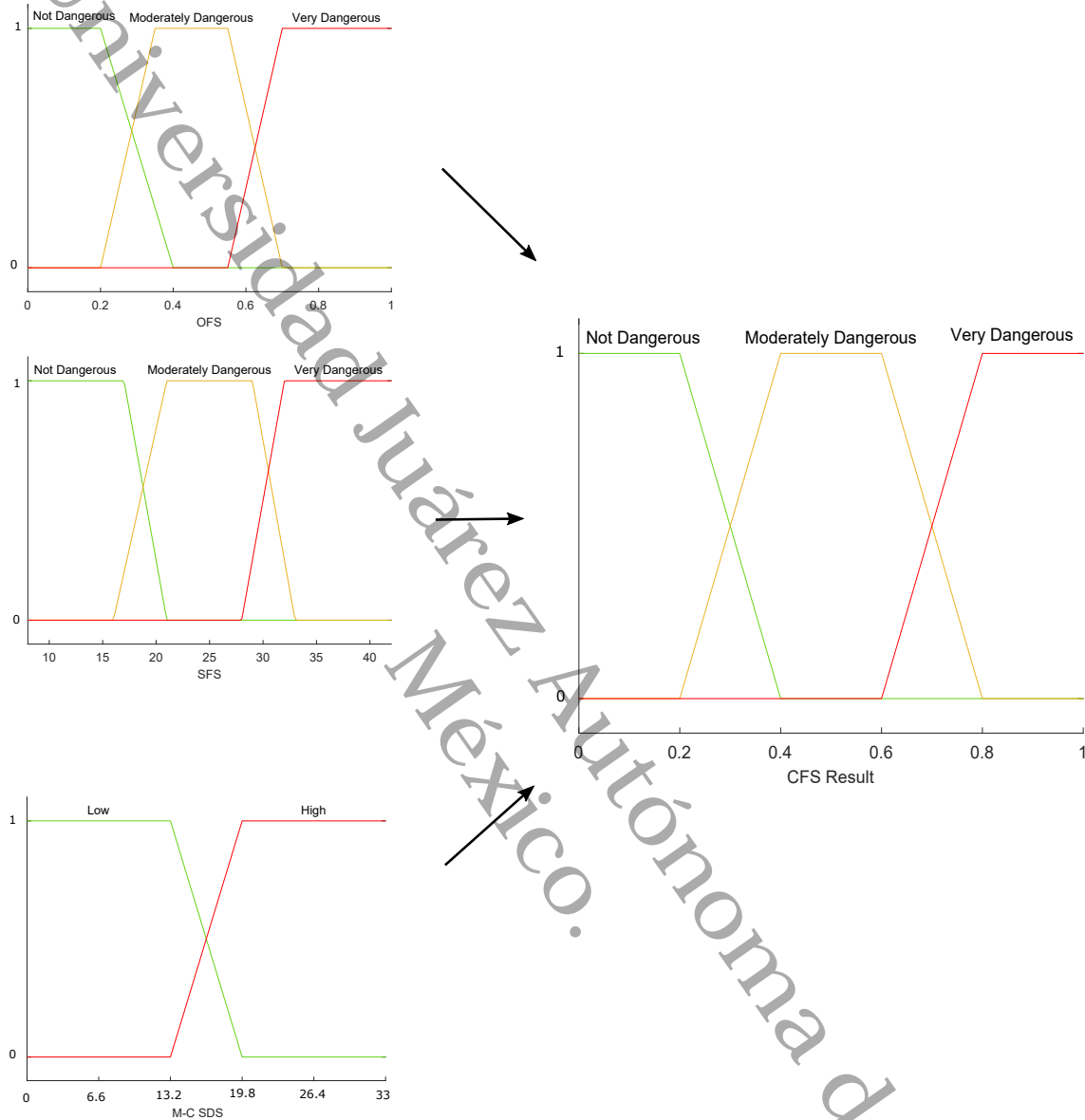


Figure 7. CFS Membership functions diagram.

The X, Y and Z-axis readings were taken at a sampling rate of 100 Hz for accuracy, although previous studies have shown that 50 Hz is sufficient [58,59].

4.5. Route Video

We recorded the entire route on video with a camera aiming at the front of the vehicle and the car's speedometer so it could be observed, for example, if the driver braked abruptly or accelerated too much when starting the car. The purpose of recording the route was so that experts could evaluate the driving by observation as a means of validation (see Figure 8).



Figure 8. Road way and speed video.

4.6. Questionnaires

We applied two questionnaires to each driver; the first was the DDDI, and the second was the Marlowe–Crowne Social Desirability Scale (M-C SDS). Participants answered both questionnaires only once before or after the driving test.

The DDDI questionnaire is an instrument which assesses dangerous driving and consists, in its original version, of 28 items grouped into three subscales, which measure negative cognitive/emotional, aggressive and risky driving (examples: I drive when I am angry or upset; I will weave in and out of slower traffic; I make rude gestures). Each item is in the form of a statement which is answered with a Likert-type scale, ranging from (0) never, (1) almost never, (2) sometimes, (3) almost always and (4) always.

The M-C SDS is a self-report questionnaire that assesses whether respondents are concerned about social approval. The questionnaire measures the social desirability bias that may be contained in survey responses and represents a common bias affecting research [60].

The MC-SDS consists of 33 items, 18 of which (direct items) reflect socially desirable but infrequent behaviors and traits (e.g., I never hesitate to go out of my way to help someone in trouble), while the remaining 15 items (inverse items) reflect undesirable but widespread behaviors and traits (e.g., I like to gossip at times).

5. Results

This section presents the results for the three phases of the model: the data collection stage, data processing stage, and data evaluation stage.

5.1. Data Collection Stage

5.1.1. Sensors' Readings

In the tests conducted during the route, we gathered data from the accelerometer and gyroscope sensors. The number of records ranged between 53,000 and 111,000 for each user. The records variation was due to the time spent for the ride depending on traffic and driving style. The selected features obtained with the accelerometer were RMS of the Y-axis (AccY-RMS) and RMS of the vector sum of the axes (Acc-RMS); from the gyroscope, we chose the maximum peak of the vector sum of the axes (Gyr-Pmax), and finally, the maximum velocity (Max speed) was considered (see Table 2).

Table 2. Selected features from sensors.

Driver	AccY-RMS	Acc-RMS	Max Speed	Gyr-Pmax	Output
d1	2.4756	0.6586	52	0.5379	0.4500
d2	2.4155	0.6636	50	0.6011	0.6311
d3	2.4252	0.6248	60	0.5706	0.8084
d4	2.5366	0.8762	60	0.5497	0.8125
d5	2.3200	0.6100	69	0.6800	0.8130
d6	2.4534	0.6802	63	0.6397	0.8125
d7	2.4490	0.6810	47	0.5806	0.5564
d8	2.4405	0.6162	46	0.5056	0.4340
d9	2.4369	0.6403	42	0.4529	0.2008
d10	2.4449	0.6558	52	0.4573	0.4500
d11	2.3472	0.6867	40	0.4710	0.1650
d12	2.3984	0.6639	40	0.4781	0.3140
d13	2.5007	0.6666	51	0.5176	0.4500
d14	2.3398	0.5848	40	0.5119	0.1588
d15	2.4224	0.7091	47	0.4739	0.3838
d16	2.5802	0.4413	48	0.5794	0.4242
d17	2.4036	0.7017	46	0.5110	0.3492
d18	2.4039	0.7397	58	0.5712	0.5708
d19	2.4890	0.5850	46	0.7970	0.6540

5.1.2. Questionnaires Application

In this same stage, we collected the subjective data using questionnaires which were applied to the drivers before or after performing the vehicle driving test. The responses varied according to the Likert scale for the DDDI questionnaire, with values ranging from 1 (“Never”) to 5 (“Always”). DDDI-based classification was considered ND for scores between 28–56, MD for scores between 57–84 and VD for scores between 85–140 (see Table 3).

Table 3. DDDI responses.

Driver	AD	NCED	RD	Score	DDDI-Based Classification
d1	10	23	19	52	ND
d2	27	36	47	110	VD
d3	9	18	17	44	ND
d4	9	13	12	34	ND
d5	9	14	14	37	ND
d6	14	30	25	69	MD
d7	7	16	14	37	ND
d8	7	11	12	30	ND
d9	7	18	15	40	ND
d10	7	20	18	45	ND
d11	8	17	15	40	ND
d12	9	16	14	39	ND
d13	7	23	17	47	ND
d14	8	16	16	40	ND
d15	11	15	14	40	ND
d16	19	28	19	66	MD
d17	12	11	15	38	ND
d18	26	37	45	108	VD
d19	7	11	12	30	ND

In the M-C SDS questionnaire, the user can answer the item with true or false and obtain a score. The sum of the item scores results in a total score between 0 and 33. A higher score indicates greater social desirability, which is understood as response bias or personality trait (defensiveness). For scores between 0–16, social desirability was considered Low, and between 17–33 as High (see Table 4).

Table 4. M-C SDS responses.

Driver	Score	Social Desirability Level
d1	17	High
d2	17	High
d3	11	Low
d4	22	High
d5	16	Low
d6	16	Low
d7	31	High
d8	16	Low
d9	25	High
d10	27	High
d11	16	Low
d12	19	High
d13	22	High
d14	29	High
d15	23	High
d16	23	High
d17	17	High
d18	4	Low
d19	29	High

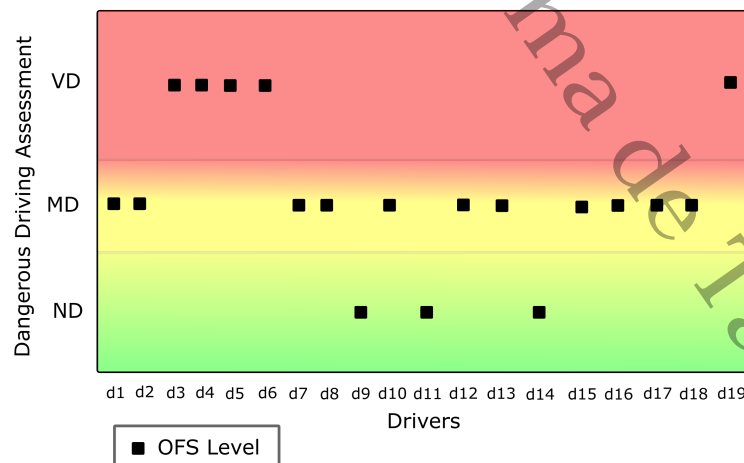
5.1.3. Expert's Interview

We conducted a meeting with three experts in mobility to collect opinions on the importance of each dimension from DDDI. Then, we averaged the views and used them in the data processing stage.

5.2. Data Processing Stage

5.2.1. Results Obtained with Sensors

The variables AccY-RMS, Acc-RMS, Gyr-Pmax, and Max-speed fed the OFS subsystem. From 81 applied rules, sensor data-based categorization of dangerous vehicular driving was obtained. The results are as shown in Figure 9.

**Figure 9.** Objective Fuzzy System (OFS) results.

5.2.2. AHP

In AHP, we set the evaluation of dangerous driving as the objective, and we considered the DDDI dimensions as criteria to generate the pairwise matrix (see Figure 10). Then, the mobility experts assigned the level of importance of each dimension concerning the others, using Saaty's comparison scale [35]. The generated matrix can be seen in Table 5.

Finally, we calculated the overall priorities or weights of the criteria (see Table 6) using the approximate method due to its simplicity [61].

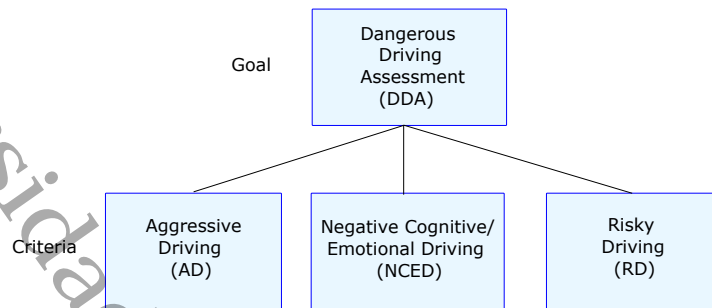


Figure 10. Two hierarchy levels.

Table 5. DDDI pairwise matrix.

DDA	AD	NCED	RD
AD	1	7	3
NCED	0.143	1	0.333
RD	0.333	3	1

Table 6. Subscales' priorities.

DDA	AD	NCED	RD	Priorities
AD	0.678	0.636	0.692	0.669
NCED	0.097	0.091	0.077	0.088
RD	0.226	0.273	0.231	0.243

With the priorities, we calculated the weights for each driver's test (see Table 7).

Table 7. DDDI responses weighted.

Driver	Weighted
d1	13.331
d2	32.652
d3	11.736
d4	10.081
d5	10.655
d6	18.081
d7	9.493
d8	8.567
d9	9.912
d10	10.817
d11	10.493
d12	10.831
d13	10.838
d14	10.648
d15	12.081
d16	19.792
d17	12.641
d18	31.585
d19	8.567

To avoid inconsistencies we checked the consistency ratio defined as CR , which is shown in Equation (5).

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (5)$$

where *CI* is consistency index and *RI* is the consistency index of a random-like matrix. *CI* is calculated as shown in Equation (6).

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \tag{6}$$

where *n* is the number of compared elements.

(λ_{max}) is calculated as shown in Equation (7).

$$\lambda_{max} = \frac{\sum(\text{WeightedSum})(\text{Priority})}{n} \tag{7}$$

Considering the values *n* = 3 (dimensions), λ_{max} = 3.008 and *RI* = 0.58 (according to Table 8, for *n* = 3, *RI* = 0.58), we obtained the value of the Consistency Ratio [39,61].

Table 8. Consistency indices for random matrices.

<i>n</i>	1	2	3	4	5	6	7	8
RI	0.00	0.00	0.58	0.9	1.12	1.24	1.32	1.41

The Consistency Ratio value was 0.007 (0.004/0.58), and since it is less than 0.10, the pairwise matrix is reasonably consistent [61].

5.2.3. Subjective Fuzzy System results.

The results obtained from evaluating the questionnaire with the Subjective Fuzzy System (SFS) are presented in Figure 11.

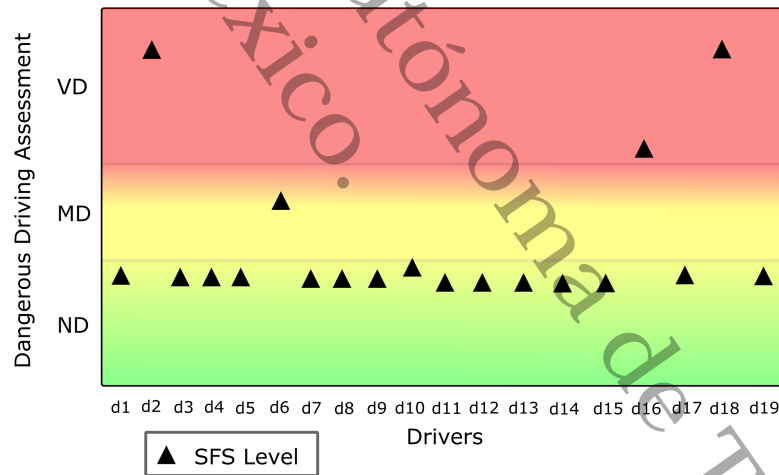


Figure 11. Subjective Fuzzy System (SFS) results.

5.3. Data Evaluation Stage

In this stage, we implemented a Combined Fuzzy System (CFS), taking the results of the OFS and SFS systems as input variables. We used the result of the M-C SDS questionnaire in the inference engine to determine the weights of the objective variable, derived from OFS, and of the subjective variable from SFS. We combined both variable types in this CFS, and the driver’s social desirability was the third crucial variable for final categorization. The numerical results are shown in Table 9 and the derived classes are illustrated graphically in Figure 12.

Table 9. Numerical results for Combined Fuzzy System (CFS).

Driver	M-C SDS	CFS Result
d1	0.5151	0.3960
d2	0.5151	0.8282
d3	0.3333	0.5000
d4	0.6666	0.8470
d5	0.4848	0.3479
d6	0.4848	0.6038
d7	0.9393	0.5199
d8	0.4848	0.3479
d9	0.7575	0.0153
d10	0.8181	0.5000
d11	0.4848	0.1702
d12	0.5757	0.4094
d13	0.6666	0.5000
d14	0.8787	0.1530
d15	0.6969	0.4835
d16	0.6969	0.5000
d17	0.5151	0.3960
d18	0.1212	0.8417
d19	0.8787	0.5000

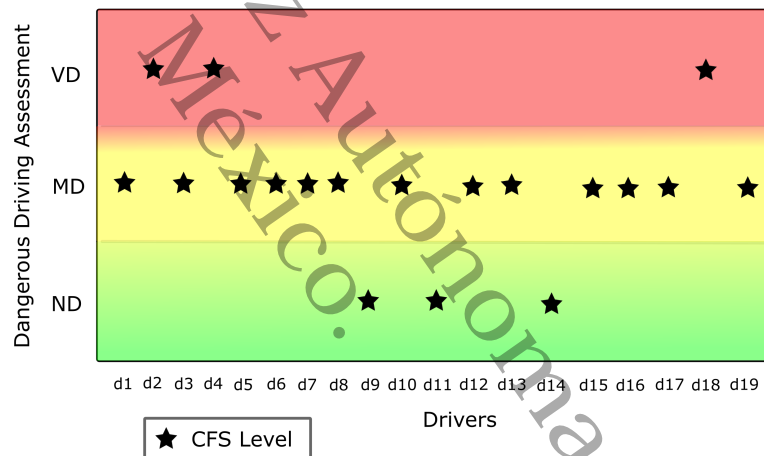


Figure 12. Classes from Combined Fuzzy System (CFS).

5.4. Validation

Three mobility experts validated the efficiency of our proposal, the Combined Fuzzy System (CFS). For this purpose, the experts viewed and analyzed the video of the test drive for each driver, and we provided them with the results of the DDDI and M-C SDS questionnaires answered by the driver. Based on the above, the experts consensually classified each driver’s level of danger (ND, MD, and VD). Finally, we present the result of the validation in Figure 13.

From the results obtained and further calculations, we have a 73.68% of coincidence in classification, respect to experts opinion, when only considering the use of sensor data to feed the fuzzy system (OFS). On the other hand, if the fuzzy system is fed only with the answers from the questionnaires (SFS), the coincidence achieved is only 26.31%, which we attribute to the high social desirability of most drivers evaluated and which is in line with the results shown in Table 4. However, an agreement of 84.21% was achieved from the combined fuzzy system (CFS), concerning the experts’ evaluation. This demonstrates the benefits of the multidisciplinary approach to achieve a classification more in line with the experts’ evaluation.

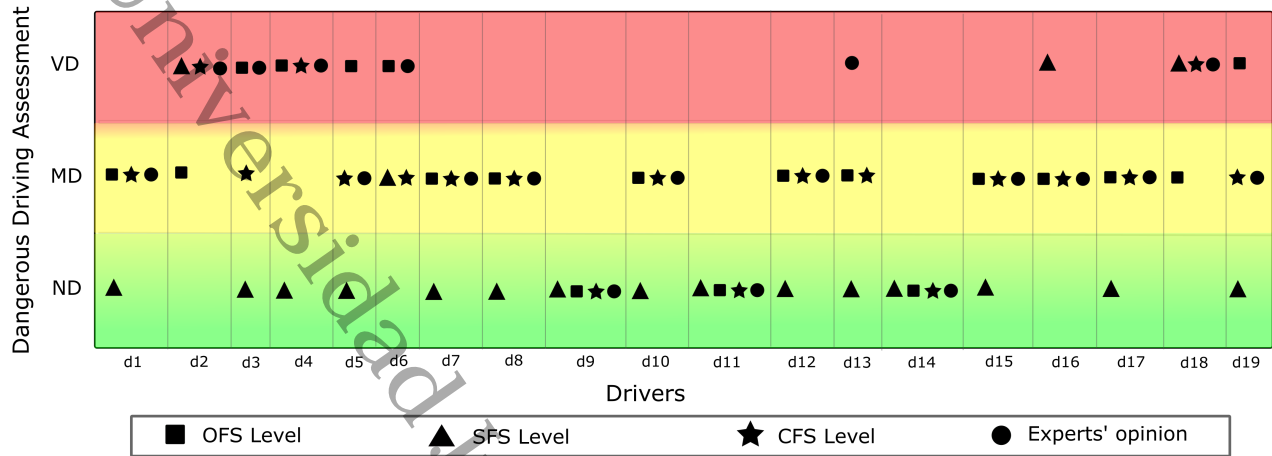


Figure 13. Comparisons against Expert opinion.

Figure 14 shows the confusion matrix between the true classification from expert opinion and the classification predicted by our proposed approach. Statistical metrics (sensitivity, balanced accuracy) that are appropriate for unbalanced multiclass classifications are also shown. The latter also confirms the efficiency of the presented proposal. Although the sensitivity value obtained to correctly classify VD driving represents a major drawback.

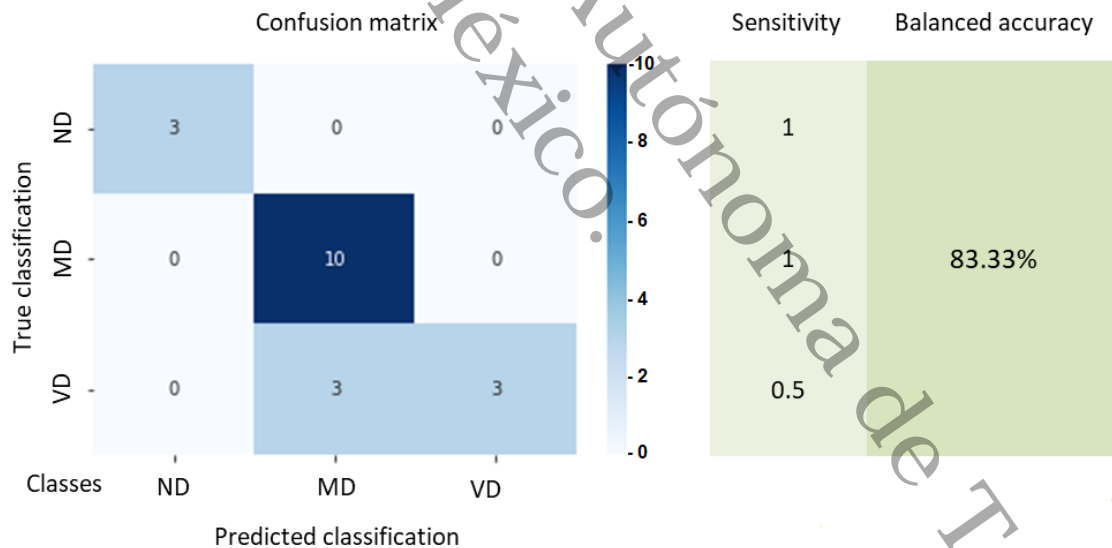


Figure 14. Confusion matrix, sensitivity and balanced accuracy.

The results obtained reflect the knowledge contained in the theory. That is, the sensors used (accelerometer and gyroscope) were able to measure vehicle movements, although in some cases the values obtained were erroneous. Regarding the questionnaires used to obtain subjective information from the drivers, although the drivers freely expressed their opinions, the results were biased by the social desirability present in several cases. The fuzzy systems, on the other hand, modeled the ambiguities of the variables involved and performed a mostly accurate classification, after defuzzification.

6. Discussion

The most significant achievement of our proposed approach is to have demonstrated that a multidisciplinary-based fuzzy system can evaluate dangerous driving, using the strengths of each discipline and compensating the limitations of the disciplines involved. The proposed three-phase fuzzy system includes input variables and inference rules, objective values from electronic engineering (sensors), and subjective values from behavioral science (answers to questionnaires). Both types of values were processed computationally to generate categorization values with an efficiency higher than 84%. This efficiency is outstanding as it is an experiment conducted in a real scenario with no control over traffic. Additionally, the drivers who performed the driving sessions had complete freedom of style without predefined events. To our knowledge, this is the first approach that combines the selected disciplines to evaluate dangerous driving and allows an evaluation from a holistic approach.

The efficiency of the CFS was validated with expert opinions from observing videos of experiments, and from the results of questionnaires. Expert opinions have been used to validate experiments in real scenarios [62].

Our findings are well substantiated by similar studies divided into two major groups. The first group of studies employed artificial intelligence and electronic devices with embedded sensors, having the disadvantages of failures and errors in readings [63], predefined and controlled events, and simulated scenarios, where sensors were used. In the second group are the technological studies (sensors and fuzzy systems), which are supported by self-reports, although the latter are not combined within the fuzzy system, they are only used to categorize groups or to validate the results.

An example of the first group of studies is an investigation in which an application based on smartphone sensors and supported by a fuzzy system was used to classify aggressive driving in five groups. To validate their results, users were asked to evaluate themselves by answering a question, where they had to indicate how they considered their aggressive driving had been, on a scale of one to five. Only in 60% of the cases there was a coincidence in the users' self-assessment and fuzzy system classification [10].

There was another study that used supervised machine learning and fuzzy logic to detect aggressive events such as aggressive braking, aggressive acceleration, aggressive turning, aggressive lane changes and non-aggressive events. In this work, the events were controlled, since they were already defined, and an efficiency between 98 and 99% was achieved. However, the drivers were not free to drive as they would have in a real environment [59].

Another work obtained a lower efficiency than our proposed approach, using a smartphone and neural networks, achieving 77% efficiency in the classification of driving styles such as aggressive, normal and quiet [19]. Unlike our approach, this one used an OBD-II device for data capture, which substantially increased the equipment costs because it was an additional piece of equipment to the sensors embedded in the smartphone (GPS and accelerometer in this case).

In the second group of studies supported by self-reports, there is an approach [64] that proposes a neuro-fuzzy system to classify driving behaviors taking into account similarities with fuzzy patterns of driving maneuvers. They recognized driving maneuvers including lane changes, left or right turns and U-turns. The validation of that approach was performed with the Driver's Angry Score (DAS) questionnaire, obtaining an efficiency of 87% [64].

Another study, which also employed self-reports, analyzed driver behavior using a hybrid of Discrete Wavelet Transformation (DWT), Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) and smartphone sensors (accelerometer, gyroscope and magnetometer). The categorization included the following behaviors: safe, semi-aggressive, and aggressive. These three classes of behaviors have been extracted from the Driver Anger Scale (DAS) self-reported questionnaire. The DWT was used to assess features, validating the results with the DAS questionnaire and obtaining an efficiency of 84.2% on average [65]. In this case, their efficiency results are similar to the ones we obtained.

Our approach is in line with other studies where it is established that hybrid solutions that combine data sources produce more reliable and accurate results, particularly in assessments related to driving performance [62,66].

In the specific case of the present research, the fact that the tests were personalized allowed us to have adequate results regardless of the number of users. Personalized results were sought, as is the case with the questionnaire, where personality is reflected. No attempt was made to recognize a generalized pattern of a broad population.

There were some limitations during the driving tests; for example, because the experiment was in a real scenario, it was complex to ensure that traffic conditions were very similar for each test, despite the fact that the same day and time was established. Similarly, we could not capture some situations with the implemented sensor design, i.e., additional devices (weather sensors, proximity sensors, and cameras for a 360-degree approach) would be needed to capture the entire driving environment.

In addition, a limitation of questionnaires is the known social desirability that may arise when drivers provide answers according to current societal norms and values [67]. As stated in [68], self-report measurements of driving behavior, the same as all self-report measurements, are subject to respondent recall error as well as information validity (including social desirability bias). Additionally, employing questionnaires where responses are based on past behavior may be obsolete, as certain personal conditions of the driver may change from day to day [25]. Nevertheless, another situation that could have arisen during the driving tests, which is inherent to human beings, is the drivers' attitude change when they know they are being evaluated [69].

During the development of the research we encountered some difficulties. For example, properly holding the smartphones to capture the movements, i.e., that the captured movements were not the result of improper holding. Additionally, during sensor measurements, in at least two cases, we had erroneous readings.

The proposed approach is innovative because it addresses the need to evaluate dangerous driving from a multidisciplinary perspective. Multidisciplinarity is relevant for solving complex social problems [70,71]. The fuzzy system presented is an efficient alternative for decision-making that can help to increase safety in intelligent transportation systems.

7. Conclusions

The proposed system represents an advancement in the current state of knowledge since it addresses the need to evaluate vehicular driving from a multidisciplinary approach. The materials and methods used are of proven reliability and efficiency in each discipline involved. Furthermore, we combine the methods within a fuzzy system that allows handling the inherent vagueness when the criteria' values are not precise. Additionally, subjective variables contribute to evaluating drivers in a personalized way.

The system's categorization is the result of considering both objective (sensors) and subjective (questionnaires) aspects of driving behavior, thus considering the diversity of factors that intervene during the driving process. Therefore, we fulfill the objective of having a system that combines objective and subjective variables, and we address the absence of a combined system for the evaluation of dangerous driving.

Our model aims to take advantage of the benefits of each tool, compensating the disadvantages and minimizing biases, in order to increase efficiency and reliability when assessing dangerous driving. We found that the combination of disciplines to assess driving behavior makes the accuracy of the classification closer to the assessment made by experts than if the behavior were assessed only objectively or subjectively. Some possible uses of the proposed approach are: as a tool for driving personnel selection, driver assistant and monitoring of driving styles and behaviors.

Future work on this approach may include increasing the variety of sensors to capture driving conditions, such as more video cameras, weather sensors, proximity sensors, as well as physiological information (electrocardiogram, electro dermal activity and respiration), and facial recognition sensors (for fatigue and distraction detection). The inclusion of more

users and experiments to strengthen the validity of the proposal is convenient. Related to fuzzy logic theory and with the purpose of improving the proposal, we can consider the use of type-2 fuzzy systems for uncertainty management, as well as type-3 fuzzy systems [72]. Another improvement opportunity for this approach is automatic optimal tuning using metaheuristic optimization algorithms [49].

Author Contributions: Conceptualization, C.J.R.-C., P.P. and M.S.; methodology, P.P.; software, J.A.H.-N.; validation, C.J.R.-C. and P.P.; formal analysis, J.A.H.-N.; investigation, C.J.R.-C.; resources, C.J.R.-C.; data curation, J.A.H.-N.; writing—original draft preparation, C.J.R.-C. and P.P.; writing—review and editing, M.G.-C.; visualization, M.G.-C.; supervision, M.S.; project administration, P.P. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding: This research was partially funded by CONACYT (scholarship with support number 732958).

Institutional Review Board Statement: The study was conducted in accordance with the Declaration of Helsinki, and approved by the Institutional Ethics Committee of Juarez Autonomous University of Tabasco (protocol code 0402, November 2020).

Informed Consent Statement: Informed consent was obtained from all subjects involved in the study.

Data Availability Statement: Not applicable.

Acknowledgments: C.J.R.-C. gives thanks to CONACYT for his scholarship for doctoral studies. We also express our gratitude to the Juarez Autonomous University of Tabasco for supporting the academic resources needed for this research. We thank the participants and mobility experts.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

References

1. Yang, L.; Ma, R.; Zhang, H.M.; Guan, W.; Jiang, S. Driving behavior recognition using EEG data from a simulated car-following experiment. *Accid. Anal. Prev.* **2018**, *116*, 30–40. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
2. Aljaafreh, A.; Alshabat, N.; Najim Al-Din, M.S. Driving style recognition using fuzzy logic. In Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES 2012), Istanbul, Turkey, 24–27 July 2012; pp. 460–463. [[CrossRef](#)]
3. Richard, C.M.; Magee, K.; Bacon-Abdelmoteleb, P.; Brown, J.L. *Countermeasures That Work: A Highway Safety Countermeasure Guide for State Highway Safety Offices, 2017*; Technical Report; U.S. Department of Transportation: Washington, DC, USA, 2018.
4. Zhang, J.; Wu, Z.; Li, F.; Xie, C.; Ren, T.; Chen, J.; Liu, L. A deep learning framework for driving behavior identification on in-vehicle CAN-BUS sensor data. *Sensors* **2019**, *19*, 1356. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
5. Xun, Y.; Liu, J.; Kato, N.; Fang, Y.; Zhang, Y. Automobile driver fingerprinting: A new machine learning based authentication scheme. *IEEE Trans. Ind. Inform.* **2019**, *16*, 1417–1426. [[CrossRef](#)]
6. Fernández, A.; Usamentiaga, R.; Carús, J.L.; Casado, R. Driver distraction using visual-based sensors and algorithms. *Sensors* **2016**, *16*, 1805. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
7. Xue, Q.; Wang, K.; Lu, J.J.; Liu, Y. Rapid driving style recognition in car-following using machine learning and vehicle trajectory data. *J. Adv. Transp.* **2019**, *2019*, 9085238. [[CrossRef](#)]
8. Chhabra, R.; Verma, S.; Krishna, C.R. A survey on driver behavior detection techniques for intelligent transportation systems. In Proceedings of the 2017 7th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering-Confluence, Noida, India, 12–13 January 2017; pp. 36–41.
9. Akhtar, N.; Pandey, K.; Gupta, S. Mobile application for safe driving. In Proceedings of the 2014 Fourth International Conference on Communication Systems and Network Technologies, Bhopal, India, 7–9 April 2014; pp. 212–216.
10. Castignani, G.; Derrmann, T.; Frank, R.; Engel, T. Driver behavior profiling using smartphones: A low-cost platform for driver monitoring. *IEEE Intell. Transp. Syst. Mag.* **2015**, *7*, 91–102. [[CrossRef](#)]
11. Ma, Y.; Zhang, Z.; Chen, S.; Yu, Y.; Tang, K. A comparative study of aggressive driving behavior recognition algorithms based on vehicle motion data. *IEEE Access* **2018**, *7*, 8028–8038. [[CrossRef](#)]
12. Karaduman, M.; Eren, H. Smart driving in smart city. In Proceedings of the 2017 5th International Istanbul Smart Grid and Cities Congress and Fair (ICSG), Istanbul, Turkey, 19–21 April 2017; pp. 115–119.
13. Dai, J.; Teng, J.; Bai, X.; Shen, Z.; Xuan, D. Mobile phone based drunk driving detection. In Proceedings of the 2010 4th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare, Munich, Germany, 22–25 March 2010; pp. 1–8.
14. Eboli, L.; Mazzulla, G.; Pungillo, G. Combining speed and acceleration to define car users' safe or unsafe driving behaviour. *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.* **2016**, *68*, 113–125. [[CrossRef](#)]

15. Johnson, D.A.; Trivedi, M.M. Driving style recognition using a smartphone as a sensor platform. In Proceedings of the 2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), Washington, DC, USA, 5–7 October 2011; pp. 1609–1615.
16. Meiring, G.A.M.; Myburgh, H.C. A review of intelligent driving style analysis systems and related artificial intelligence algorithms. *Sensors* **2015**, *15*, 30653–30682. [[CrossRef](#)]
17. Koh, D.W.; Kang, H.B. Smartphone-based modeling and detection of aggressiveness reactions in senior drivers. In Proceedings of the 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Seoul, Korea, 28 June–1 July 2015; pp. 12–17.
18. Boonmee, S.; Tangamchit, P. Portable reckless driving detection system. In Proceedings of the 2009 6th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology, Chonburi, Thailand, 6–9 May 2009; Volume 1, pp. 412–415.
19. Meseguer, J.E.; Calafate, C.T.; Cano, J.C.; Manzoni, P. DrivingStyles: A smartphone application to assess driver behavior. In Proceedings of the 2013 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC), Split, Croatia, 7–10 July 2013; pp. 535–540.
20. Li, Y.; Xue, F.; Feng, L.; Qu, Z. A driving behavior detection system based on a smartphone's built-in sensor. *Int. J. Commun. Syst.* **2017**, *30*, e3178. [[CrossRef](#)]
21. Arbabzadeh, N.; Jafari, M. A data-driven approach for driving safety risk prediction using driver behavior and roadway information data. *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.* **2017**, *19*, 446–460. [[CrossRef](#)]
22. Hong, J.H.; Margines, B.; Dey, A.K. A smartphone-based sensing platform to model aggressive driving behaviors. In *Proceedings of the Sigchi Conference on Human Factors in Computing Systems*; ACM: New York, NY, USA, 2014; pp. 4047–4056.
23. Magableh, F. An Investigation into Human Factors Influencing Driver Behaviour and Traffic Law Enforcement in Jordan. Ph.D. Thesis, Faculty of Science, The University of New South Wales, Sydney, Australia, 2016.
24. Wang, Y.; Qu, W.; Ge, Y.; Sun, X.; Zhang, K. Effect of personality traits on driving style: Psychometric adaption of the multidimensional driving style inventory in a Chinese sample. *PLoS ONE* **2018**, *13*, e0202126. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
25. Eboli, L.; Mazzulla, G.; Pungillo, G. The influence of physical and emotional factors on driving style of car drivers: A survey design. *Travel Behav. Soc.* **2017**, *7*, 43–51. [[CrossRef](#)]
26. af Wählberg, A.; Dorn, L.; Kline, T. The Manchester Driver Behaviour Questionnaire as a predictor of road traffic accidents. *Theor. Issues Ergon. Sci.* **2011**, *12*, 66–86. [[CrossRef](#)]
27. Willemsen, J.; Dula, C.S.; Declercq, F.; Verhaeghe, P. The Dula Dangerous Driving Index: An investigation of reliability and validity across cultures. *Accid. Anal. Prev.* **2008**, *40*, 798–806. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
28. DePasquale, J.P.; Geller, E.S.; Clarke, S.W.; Littleton, L.C. Measuring road rage: Development of the propensity for angry driving scale. *J. Saf. Res.* **2001**, *32*, 1–16. [[CrossRef](#)]
29. Deffenbacher, J.L.; Petrilli, R.T.; Lynch, R.S.; Oetting, E.R.; Swaim, R.C. The Driver's Angry Thoughts Questionnaire: A measure of angry cognitions when driving. *Cogn. Ther. Res.* **2003**, *27*, 383–402. [[CrossRef](#)]
30. Smorti, M.; Andrei, F.; Trombini, E. Trait emotional intelligence, personality traits and social desirability in dangerous driving. *Transp. Res. Part F: Traffic Psychol. Behav.* **2018**, *58*, 115–122. [[CrossRef](#)]
31. McCambridge, J.; Witton, J.; Elbourne, D.R. Systematic review of the Hawthorne effect: New concepts are needed to study research participation effects. *J. Clin. Epidemiol.* **2014**, *67*, 267–277. [[CrossRef](#)]
32. Ishizaka, A.; Nemery, P. *Multi-Criteria Decision Analysis: Methods and Software*; John Wiley & Sons: Hoboken, NJ, USA, 2013.
33. Farooq, D.; Moslem, S.; Duleba, S. Evaluation of driver behavior criteria for evolution of sustainable traffic safety. *Sustainability* **2019**, *11*, 3142. [[CrossRef](#)]
34. Saaty, T.L. Decision making with the analytic hierarchy process. *Int. J. Serv. Sci.* **2008**, *1*, 83–98. [[CrossRef](#)]
35. Saaty, T.L. How to make a decision: The analytic hierarchy process. *Eur. J. Oper. Res.* **1990**, *48*, 9–26. [[CrossRef](#)]
36. Saaty, T.L.; Vargas, L.G. How to make a decision. In *Models, Methods, Concepts & Applications of the Analytic Hierarchy Process*; Springer: Berlin, Germany, 2001; pp. 1–25.
37. Nanda, S.; Singh, S. Evaluation of factors responsible for road accidents in India by fuzzy AHP. In *Networking Communication and Data Knowledge Engineering*; Springer: Berlin, Germany, 2018; pp. 179–188.
38. de FSM Russo, R.; Camanho, R. Criteria in AHP: A systematic review of literature. *Procedia Comput. Sci.* **2015**, *55*, 1123–1132. [[CrossRef](#)]
39. Zheng, H.; Wu, Y.; Wang, Z.; Zhang, Z. AHP Based Driving Behavior Evaluation Model. In Proceedings of the 2019 International Conference on Artificial Intelligence Technologies and Applications, Qingdao, China, 5–7 July 2019; Volume 1325, p. 012166.
40. Khairdoost, N.; Shirpour, M.; Bauer, M.A.; Beauchemin, S.S. Real-time driver maneuver prediction using LSTM. *IEEE Trans. Intell. Veh.* **2020**, *5*, 714–724. [[CrossRef](#)]
41. Das, A.; Khan, M.N.; Ahmed, M.M. Detecting lane change maneuvers using SHRP2 naturalistic driving data: A comparative study machine learning techniques. *Accid. Anal. Prev.* **2020**, *142*, 105578. [[CrossRef](#)]
42. Abou Elassad, Z.E.; Mousannif, H.; Al Moatassime, H.; Karkouch, A. The application of machine learning techniques for driving behavior analysis: A conceptual framework and a systematic literature review. *Eng. Appl. Artif. Intell.* **2020**, *87*, 103312. [[CrossRef](#)]
43. Amditis, A.; Pagle, K.; Joshi, S.; Bekiaris, E. Driver–Vehicle–Environment monitoring for on-board driver support systems: Lessons learned from design and implementation. *Appl. Ergon.* **2010**, *41*, 225–235. [[CrossRef](#)]
44. Zadeh, L. Fuzzy sets. *Inf. Control* **1965**, *8*, 338–353. [[CrossRef](#)]

45. Čubranić-Dobrodolac, M.; Švadlenka, L.; Čičević, S.; Dobrodolac, M. Modelling driver propensity for traffic accidents: A comparison of multiple regression analysis and fuzzy approach. *Int. J. Inj. Control Saf. Promot.* **2020**, *27*, 156–167. [CrossRef]
46. Singh, H.; Gupta, M.M.; Meitzler, T.; Hou, Z.G.; Garg, K.K.; Solo, A.M.; Zadeh, L.A. Real-life applications of fuzzy logic. *Adv. Fuzzy Syst.* **2013**, *2Q13*, 581879. [CrossRef]
47. Imkamon, T.; Saensom, P.; Tangamchit, P.; Pongpaibool, P. Detection of hazardous driving behavior using fuzzy logic. In Proceedings of the 2008 5th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology, Krabi, Thailand, 14–17 May 2008; Volume 2, pp. 657–660.
48. Ivanov, V. A review of fuzzy methods in automotive engineering applications. *Eur. Transp. Res. Rev.* **2015**, *7*, 1–10. [CrossRef]
49. Roman, R.C.; Precup, R.E.; Petriu, E.M. Hybrid data-driven fuzzy active disturbance rejection control for tower crane systems. *Eur. J. Control* **2021**, *58*, 373–387. [CrossRef]
50. Garza-Rodríguez, A.; Sánchez-Fernández, L.P.; Sánchez-Pérez, L.A.; Hernández, J.J.C. Fuzzy inference model based on triaxial signals for pronation and supination assessment in Parkinson's disease patients. *Artif. Intell. Med.* **2020**, *105*, 101873. [CrossRef]
51. Chhabra, R.; Verma, S.; Krishna, C.R. Detecting aggressive driving behavior using mobile smartphone. In Proceedings of the 2nd International Conference on Communication, Computing and Networking; Springer: Singapore, 2019; pp. 513–521.
52. Sathyanarayana, A.; Sadjadi, S.O.; Hansen, J.H. Leveraging sensor information from portable devices towards automatic driving maneuver recognition. In Proceedings of the 2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Anchorage, AK, USA, 16–19 September 2012; pp. 660–665.
53. Martinez, C.M.; Heucke, M.; Wang, F.Y.; Gao, B.; Cao, D. Driving style recognition for intelligent vehicle control and advanced driver assistance: A survey. *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.* **2017**, *19*, 666–676. [CrossRef]
54. Bhoraskar, R.; Vankadhara, N.; Raman, B.; Kulkarni, P. Wolverine: Traffic and road condition estimation using smartphone sensors. In Proceedings of the 2012 Fourth International Conference on Communication Systems and Networks (COMSNETS 2012), Bangalore, India, 3–7 January 2012; pp. 1–6. [CrossRef]
55. Liao, L.; Chen, B.; Zou, F.; Li, S.E.; Liu, J.; Wu, X.; Dong, N. Hierarchical quantitative analysis to evaluate unsafe driving behaviour from massive trajectory data. *IET Intell. Transp. Syst.* **2020**, *14*, 849–856. [CrossRef]
56. Eren, H.; Makinist, S.; Akin, E.; Yilmaz, A. Estimating driving behavior by a smartphone. In Proceedings of the 2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Madrid, Spain, 3–7 June 2012; pp. 234–239.
57. Winkler, C. *Center of Gravity Height: A Round-Robin Measurement Program*; Final Technical Report; 1991. Available online: <https://deepblue.lib.umich.edu/bitstream/handle/2027.42/913/80554.0001.001.pdf?sequence=2> (accessed on 7 April 2022)
58. Silva, N.; Shah, V.; Soares, J.; Rodrigues, H. Road anomalies detection system evaluation. *Sensors* **2018**, *18*, 1984. [CrossRef]
59. Ferreira, J.; Carvalho, E.; Ferreira, B.V.; de Souza, C.; Suhara, Y.; Pentland, A.; Pessin, G. Driver behavior profiling: An investigation with different smartphone sensors and machine learning. *PLoS ONE* **2017**, *12*, e0174959. [CrossRef]
60. Crowne, D.P.; Marlowe, D. A new scale of social desirability independent of psychopathology. *J. Consult. Psychol.* **1960**, *24*, 349–354. [CrossRef]
61. Mu, E.; Pereyra-Rojas, M. *Practical Decision Making: An Introduction to the Analytic Hierarchy Process (AHP) Using Super Decisions V2*; Springer: Berlin, Germany, 2016.
62. Yin, J.L.; Chen, B.H.; Lai, K.H.R.; Li, Y. Automatic dangerous driving intensity analysis for advanced driver assistance systems from multimodal driving signals. *IEEE Sens. J.* **2017**, *18*, 4785–4794. [CrossRef]
63. Yu, J.; Zhu, H.; Han, H.; Chen, Y.J.; Yang, J.; Zhu, Y.; Chen, Z.; Xue, G.; Li, M. Senspeed: Sensing driving conditions to estimate vehicle speed in urban environments. *IEEE Trans. Mob. Comput.* **2015**, *15*, 202–216. [CrossRef]
64. Eftekhari, H.R.; Ghatee, M. A similarity-based neuro-fuzzy modeling for driving behavior recognition applying fusion of smartphone sensors. *J. Intell. Transp. Syst.* **2019**, *23*, 72–83. [CrossRef]
65. Eftekhari, H.R.; Ghatee, M. Hybrid of discrete wavelet transform and adaptive neuro fuzzy inference system for overall driving behavior recognition. *Transp. Res. Part F: Traffic Psychol. Behav.* **2018**, *58*, 782–796. [CrossRef]
66. Dong, Y.; Hu, Z.; Uchimura, K.; Murayama, N. Driver inattention monitoring system for intelligent vehicles: A review. *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.* **2010**, *12*, 596–614. [CrossRef]
67. Zerbe, W.J.; Paulhus, D.L. Socially desirable responding in organizational behavior: A reconception. *Acad. Manag. Rev.* **1987**, *12*, 250–264. [CrossRef]
68. Hatfield, J.; Williamson, A.; Kehoe, E.J.; Prabhakaran, P. An examination of the relationship between measures of impulsivity and risky simulated driving amongst young drivers. *Accid. Anal. Prev.* **2017**, *103*, 37–43. [CrossRef]
69. Oswald, D.; Sherratt, F.; Smith, S. Handling the Hawthorne effect: The challenges surrounding a participant observer. *Rev. Soc. Stud.* **2014**, *1*, 53–73. [CrossRef]
70. Andrisano, O.; Bartolini, I.; Bellavista, P.; Boeri, A.; Bononi, L.; Borghetti, A.; Brath, A.; Corazza, G.E.; Corradi, A.; de Miranda, S.; et al. The Need of Multidisciplinary Approaches and Engineering Tools for the Development and Implementation of the Smart City Paradigm. *Proc. IEEE* **2018**, *106*, 738–760. [CrossRef]
71. Biondi, F.; Alvarez, I.; Jeong, K.A. Human–Vehicle Cooperation in Automated Driving: A Multidisciplinary Review and Appraisal. *Int. J. Hum.–Comput. Interact.* **2019**, *35*, 932–946. [CrossRef]
72. Liu, Z.; Mohammadzadeh, A.; Turabieh, H.; Mafarja, M.; Band, S.S.; Mosavi, A. A new online learned interval type-3 fuzzy control system for solar energy management systems. *IEEE Access* **2021**, *9*, 10498–10508. [CrossRef]

Comparación de los Procesos Analítico Jerárquico (AHP) y Analítico Jerárquico Difuso (FAHP) para Jerarquizar los Criterios de la Conducción Vehicular Peligrosa

Carlos Javier Ronquillo Caña¹, Pablo Pancardo García², Martha Patricia Silva Payró³

¹Universidad Juárez Autónoma de Tabasco, e-mail: 191H18003@alumno.ujat.mx,

²Universidad Juárez Autónoma de Tabasco, e-mail: pablo.pancardo@ujat.mx

³Universidad Juárez Autónoma de Tabasco, e-mail: martha.silva@ujat.mx

Línea de investigación: Toma de decisiones multicriterio.

Resumen

El Índice de Conducción Peligrosa de Dula (DDDI) consta de 28 ítems integrados en tres dimensiones (conducción vehicular agresiva, conducción cognitiva/emocional negativa y conducción vehicular riesgosa). En Sistemas Inteligentes, una toma de decisiones eficiente, respecto a los resultados del DDDI, requiere determinar la importancia de cada dimensión. Nuestro objetivo fue comparar los procesos Analítico Jerárquico (AHP) y Analítico Jerárquico Difuso (FAHP) para jerarquizar las dimensiones del DDDI. Se implementaron ambos procesos y los resultados arrojaron que aunque la jerarquización de las dimensiones fue en el mismo orden con ambos procesos, los valores particulares para cada dimensión fueron diferentes según el proceso implementado. Los resultados pueden ser útiles para decidir cuál proceso implementar conforme al escenario bajo estudio.

Palabras clave: AHP, Conducción Vehicular Peligrosa, DDDI, FAHP, Sistemas Inteligentes.

Abstract

The Dula Dangerous Driving Index (DDDI) consists of 28 items integrated with three dimensions (aggressive driving, negative cognitive/emotional driving, and risky driving). In Intelligent Systems, efficient decision-making concerning the DDDI results requires determining the importance of each dimension. Our objective was to compare the Analytic Hierarchy Process (AHP) and Fuzzy Analytic Hierarchy Process (FAHP) to rank the DDDI dimensions. We implemented both processes; the results showed that although the dimensions hierarchization was in the same order with both processes, the particular values for each dimension were different according to the implemented process. The results may help decide which process to implement according to the scenario under study.

Keywords: AHP, Dangerous Driving Behavior, DDDI, FAHP, Intelligent Systems.

INTRODUCCIÓN

Los Sistemas Inteligentes de Transporte se apoyan en aplicaciones informáticas y tecnología para mejorar la seguridad y eficiencia en el transporte (Dimitrakopoulos & Demestichas, 2010; Engelbrecht et al., 2015). Una forma de controlar la seguridad es identificando la conducción vehicular peligrosa por parte de los choferes. La conducción vehicular peligrosa puede provocar accidentes que causen lesiones al conductor y sus acompañantes, daños a la infraestructura de comunicaciones, pérdidas económicas e incluso la muerte de algún involucrado (Richard et al., 2018). La conducción vehicular peligrosa es resultado del comportamiento negativo del conductor (Stenneth & Modica, 2015). Los comportamientos negativos comprenden enojo, ira, distracción, agresividad, riesgo e imprudencia (Bergmark et al., 2016; Ge et al., 2017; Jain & Levine, 2019; Precht et al., 2017), entre otros (Wu et al., 2020; Yang et al., 2013). Por tanto, la toma de decisiones respecto a quién se encuentra al mando de un volante es crucial. En virtud de lo anterior, surge la necesidad de identificar los comportamientos propios de la conducción peligrosa de quienes conducen.

En este sentido, el Índice de Conducción Peligrosa de Dula (DDDI por sus siglas en inglés), es una herramienta eficiente para cuantificar la posibilidad del comportamiento inherente a la conducción vehicular peligrosa (Willemsen et al., 2018). DDDI se encuentra integrado por 28 ítems, sin embargo, los expertos en diseño de instrumentos coinciden en que algunos criterios pueden ser más importantes o relevantes que otros (Valdés-Cuervo et al., 2019).

Por consiguiente, el problema es identificar la importancia de las dimensiones que integran el DDDI, a través de una jerarquización de los criterios que se evalúan. Dado lo anterior, en este trabajo se implementan y comparan dos técnicas propias de la toma de decisiones multicriterio, el Proceso Analítico Jerárquico (AHP) y el Proceso Analítico Jerárquico Difuso (FAHP), para jerarquizar los criterios.

La elección de las técnicas es debido a que, aunque el AHP es conocido por su efectividad, se hipotetizó que el FAHP es más eficiente en la identificación de la conducción peligrosa, debido al manejo de la incertidumbre y vaguedad que pueden contener las opiniones de los expertos en movilidad. Dado lo anterior, este estudio tiene como objetivo hacer una comparación entre las técnicas AHP y FAHP, al determinar los pesos de los criterios (agrupados en dimensiones por sus características), que definen la conducción vehicular peligrosa, según el DDDI.

DESARROLLO

La evaluación de AHP y FAHP se hizo tomando como punto de partida las opiniones de tres expertos en el área de movilidad, respecto a la conducción vehicular peligrosa, de acuerdo a los 28 ítems que integran las tres subescalas del instrumento DDDI.

El procedimiento fue el siguiente: a) se les garantizó la confidencialidad en el manejo de la información; b) se realizaron entrevistas individuales con los expertos participantes en el proyecto, en una oficina con una privacidad adecuada. Su duración fue de aproximadamente 20 minutos; c) se les presentó información relativa al objetivo del estudio, que busca jerarquizar las subescalas o dimensiones del DDDI; y d) se les explicó la Escala de Importancia Relativa propuesta por Saaty (1990). Los resultados de estas entrevistas fueron promediados.

A continuación, se describen los referentes teóricos relativos al comportamiento del conductor, AHP y FAHP, así como el procedimiento de jerarquización de las dimensiones del DDDI mediante estos dos métodos.

Comportamiento del conductor.

El comportamiento del conductor se puede analizar de diferentes maneras, una de estas es la Conducción Vehicular Peligrosa, para lo cual se apoyó de un instrumento ya probado que evalúa dicho aspecto, el DDDI. Dicho índice está conformado por tres dimensiones.

La conducción agresiva tiene la característica que existe la intención de hacer daño, molestar, afectar de forma negativa, causar irritación y perjudicar al otro. Por otro lado, la conducción Cognitiva/Emocional Negativa es la que se presenta en situaciones personales, son las afecciones propias como el hecho de estar estresado, desesperado, enojado, entre otros. Por último, se tiene la clasificación de la conducción riesgosa, también la podemos identificar como imprudente, en ésta no existe la intención de hacer daño, pero sí existe la posibilidad de hacerlo; cabe mencionar que la conducción alcoholizada está considerada como riesgosa (Dula & Ballard, 2003; Dula et al., 2010).

AHP.

El Proceso Analítico Jerárquico (AHP) es un método de apoyo a la toma de decisiones creado por Saaty (1980). La idea principal de su creación es la de solucionar problemas complejos, descomponiéndolos en partes pequeñas, de tal forma que los involucrados en la toma de decisiones pueden enfocarse en los detalles. De manera general se puede decir que el AHP consiste básicamente en crear jerarquías y evaluar los componentes de esas jerarquías a partir de un objetivo (Saaty, 1990).

El proceso AHP tiene como primer paso establecer criterios, los cuales se evalúan en función de un objetivo y como segundo paso se establecen alternativas, las cuales se evalúan en función de los criterios. Con estos pasos se obtienen pesos que sirven para establecer prioridades y con ello lograr la jerarquización deseada. En el presente análisis comparativo se emplean las técnicas AHP y FAHP para jerarquizar sólo los criterios (Kabir & Hasin, 2011; Nanda & Singh, 2018; Putra et al., 2018), representados en este caso por las subescalas que integran el DDDI. Un primer elemento del cual se parte y que es la base del AHP, es conocer la Escala de importancia relativa (ver tabla 1).

Tabla 1
Escala de Importancia Relativa.

Importancia relativa	Definición	Explicación
1	Importancia igual.	Dos actividades contribuyen de igual forma con el objetivo.
3	Importancia moderada.	La experiencia y el juicio favorecen ligeramente una actividad sobre otra.
5	Importancia fuerte.	La experiencia y el juicio favorecen fuertemente una actividad sobre otra.
7	Importancia demostrada.	Una actividad se ve fuertemente favorecida sobre otra; su dominio se demuestra en la práctica
9	Importancia extrema.	La evidencia que favorece una actividad sobre otra es del mayor orden de afirmación posible
2,4,6,8 Recíprocos	Valores medios entre los valores anteriores. Si se comparan las actividades i con j, entonces j tiene el valor recíproco en comparación con i.	Cuando es necesario por compromiso. -

Partimos del objetivo que consiste en jerarquizar las dimensiones o factores del DDDI, se establecen los órdenes de importancia en una matriz de comparación, según la opinión de tres expertos en movilidad (ver tabla 2). Las comparaciones tienen un carácter subjetivo y están basadas en la experiencia de quien las emite, por lo que pueden variar entre una persona y otra.

Tabla 2
Matriz de Comparación de las Dimensiones del DDDI.


Dimensiones del DDDI	Conducción Agresiva	Conducción Cognitiva/Emocional Negativa	Conducción Riesgosa
Conducción Agresiva	1	7	3
Conducción Cognitiva/Emocional Negativa	0.143	1	0.333
Conducción Riesgosa	0.333	3	1

Como regla general se tiene que en la diagonal siempre habrá unos, debido a que el resultado de comparar un criterio con éste mismo siempre será uno. En esta evaluación al comparar la Conducción Agresiva, se consideró con valor de 7 sobre la Conducción Cognitiva/Emocional Negativa, es decir, con una importancia demostrada. La Conducción Agresiva se consideró con más importancia sobre la Conducción Cognitiva/Emocional Negativa con respecto al objetivo. El valor resultante de la comparación de la Conducción Cognitiva/Emocional Negativa, contra la Conducción Agresiva es el recíproco de 7, es decir 1/7 (0.143).

Como siguiente paso se normalizaron los valores y se calcularon los pesos por el método aproximado propuesto (Mu & Pereyra-Rojas, 2016), como se puede observar en la tabla 3.

Tabla 3
Normalización y Cálculo de Pesos.

Dimensiones del DDDI	Conducción Agresiva	Conducción Cognitiva/Emocional Negativa	Conducción Riesgosa	Prioridad
Conducción Agresiva	0.678	0.636	0.692	0.669



Conducción Cognitiva	0.097	0.091	0.077	0.088
/Emocional Negativa				
Conducción Riesgosa	0.226	0.273	0.231	0.243

Universidad Juárez Autónoma de Tabasco.
México.

Para verificar si hay consistencia entre las comparaciones realizadas en la matriz por pares, se calcula el Radio de Consistencia (CR) según (1), comparando el Índice de Consistencia (CI) según (2) y el Índice de Consistencia para una matriz aleatoria (RI).

Una matriz aleatoria es aquella en la que los juicios se han introducido de forma aleatoria y, por lo tanto, se espera que sea altamente inconsistente. RI es el CI medio de 500 matrices rellenas al azar (Mu & Pereyra- Rojas, 2016). Saaty & Vargas (2001), proporcionan el valor de RI calculado para matrices de diferentes tamaños (ver tabla 4).

Tabla 4
Índices de Consistencia para Matrices Aleatorias.

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
RI	0.00	0.00	0.58	0.9	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49

El Radio de Consistencia es calculado mediante (1):

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (1)$$

El Índice de Consistencia se calcula mediante (2):

$$CI = \frac{(\text{Lambda Max} - n)}{(n - 1)} \quad (2)$$

Para el caso de estudio se tienen tres dimensiones del DDDI, que representan los criterios de interés, por lo tanto n = 3.

El cálculo de Lambda Max se hizo de la siguiente manera, como primer paso, las prioridades (pesos por criterio), son multiplicadas por los valores asignados por los expertos en la matriz por pares (ver tabla 5).

Tabla 5
Prioridades y Pesos por Criterio.

Dimensiones del DDDI	Conducción Agresiva	Conducción Emocional Negativa	Conducción Cognitiva/ Negativa	Conducción Riesgosa
Prioridad (Pesos por criterio)	0.669	0.088		0.243
Conducción Agresiva	1	7		3
Conducción Cognitiva/Emocional Negativa	0.143	1		0.333
Conducción Riesgosa	0.333	3		1

Los valores obtenidos después de multiplicar las prioridades o pesos por criterio, así como la sumatoria de estos pesos por renglón son mostrados en la tabla 6.

Tabla 6
Producto de Prioridades y Pesos por Criterio.

Dimensiones del DDDI	Conducción Agresiva	Conducción Emocional Negativa	Conducción Cognitiva/ Negativa	Conducción Riesgosa	Suma de pesos
Conducción Agresiva	0.669	0.616		0.729	2.014
Conducción Cognitiva/Emocional Negativa	0.096	0.088		0.081	0.265
Conducción Riesgosa	0.223	0.264		0.243	0.730

Como paso final para la obtención de Lambda Max, se multiplican las sumas de los pesos por las prioridades y el resultado es dividido entre n, que en este caso es 3 (9.025/3), como se puede observar en la tabla 7.

Tabla 7

Producto de Prioridades y Pesos por Criterio.

Suma de pesos	Prioridad	Producto
2.014	0.669	3.01
0.265	0.088	3.011
0.73	0.243	3.04
Total =		9.025

Al final del proceso, los valores obtenidos fueron: Lambda Max = 3.008; CI = 0.004; RI = 0.58 y CR = 0.007. El rango de CR aceptable varía según el tamaño de la matriz, es decir, 0.05 para una matriz de 3 por 3; 0.08 para una matriz de 4 por 4 y 0.1 para todas las matrices más grandes, $n \geq 5$ (Kabir & Hasin, 2011). Para este caso en particular el valor de CR de $0.007 < 0.05$, por lo que la matriz por pares tuvo una consistencia aceptable. En caso de obtener un valor no aceptable, el procedimiento a seguir es repetir el proceso desde el primer paso, volver a establecer las comparaciones entre los criterios en la matriz por pares apoyados por expertos.

FAHP.

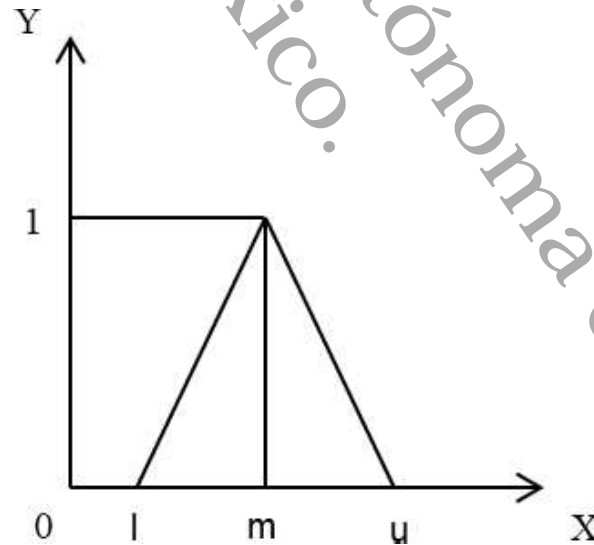
El FAHP es un método de cálculo que reduce la incertidumbre de las evaluaciones emitidas. En los cálculos para las comparaciones por pares, se permiten números difusos, lo que le brinda una mayor flexibilidad para capturar la vaguedad de las opiniones de los expertos dada la subjetividad (Ip et al., 2012). Los resultados finales se calculan sobre la base de los números difusos.

Este método ha sido aplicado por muchos investigadores en diversos ámbitos de la ciencia y la tecnología. Sin embargo, esta técnica es relativamente nueva en el ámbito de las ciencias sociales, especialmente en el de los negocios, las finanzas y la economía (Ansari et al., 2020).

Al igual que el método AHP, lo primero que hay que tener en cuenta es la Escala de Importancia Relativa (ver tabla 1), debido a que para iniciar el FAHP, lo primero que debemos de considerar son los números difusos y sus funciones de membresía (ver figura 1).

Figura 1

Función de Membresía Triangular de los Números Difusos.



La función de membresía triangular de los números difusos, tiene tres valores que corresponden a los límites de la función, l, m y u, por sus siglas en inglés (*low, middle, upper*). Partiendo de estos conceptos se procede a convertir los valores de la escala a sus números difusos correspondientes (ver tabla 8).

Tabla 8

Números Difusos de la Escala Comparativa de Saaty.

Intensidad de la importancia relativa	Valor difuso
9	(9,9,9)
8	(7,8,9)
7	(6,7,8)
6	(5,6,7)
5	(4,5,6)
4	(3,4,5)
3	(2,3,4)
2	(1,2,3)
1	(1,1,1)

El primer paso del proceso FAHP consiste en establecer la matriz de comparaciones entre los criterios, lo cual se realizó en el proceso anterior AHP (ver tabla 2). Partiendo de estos valores, se tiene como segundo paso del proceso FAHP, sustituir los valores por sus valores difusos, como se muestra en la tabla 9. Es importante notar que el recíproco de un número difuso (l, m, u), cambia a la forma (1/u, 1/m, 1/l).

Tabla 9

Sustitución de Valores por Valores Difusos.

Dimensiones del DDDI	Conducción Agresiva	Conducción Cognitiva/ Emocional Negativa	Conducción Riesgosa
Conducción Agresiva	(1,1,1)	(6,7,8)	(2,3,4)
Conducción Cognitiva/ Emocional Negativa	(1/8,1/7,1/6)	(1,1,1)	(1/4,1/3,1/2)
Conducción Riesgosa	(1/4,1/3,1/2)	(2,3,4)	(1,1,1)

Se calcula la media geométrica difusa (Buckley, 1985), mediante (3) y (4).

$$\tilde{A}_1 \otimes \tilde{A}_2 = (l_1, m_1, u_1) \otimes (l_2, m_2, u_2) = (l_1 * l_2, m_1 * m_2, u_1 * u_2) \quad (3)$$

$$\tilde{r}_i = (l_1 * l_2, m_1 * m_2, u_1 * u_2)^{1/n} \quad (4)$$

Para calcular los pesos difusos se empleó (5).

$$\tilde{w} = \tilde{r}_i \otimes (\tilde{r}_1 \oplus \tilde{r}_2 \oplus \dots \oplus \tilde{r}_n)^{-1} \quad (5)$$

Se calcula el Centro de Área (COA, por sus siglas en inglés), de acuerdo a (6), representado como Pesos w_i en la tabla 10.

$$w_i = \frac{l + m + u}{3} \quad (6)$$

Ejemplo del cálculo de la Media Geométrica Difusa (\tilde{r}_i) y los Pesos Difusos (w_i), para el primer criterio, la conducción agresiva. Sustituyendo valores de la tabla 9 para el cálculo de la Media Geométrica Difusa \tilde{r}_i , estos quedaron como se muestra en (7).

$$\tilde{r}_i = ((1 * 6 * 2)^{1/3}, (1 * 7 * 3)^{1/3}, (1 * 8 * 4)^{1/3}) = (2.29, 2.76, 3.17) \quad (7)$$

El cálculo de los Pesos Difusos w_i , en la forma (l, m, u), se realizó como se presenta en (8).

$$\tilde{w} = (2.29, 2.76, 3.17) \otimes \left(\frac{(2.29 + 0.31 + 0.79), (2.76 + 0.36 + 1), -1}{(3.17 + 0.44 + 1.26)} \right) \quad (8)$$

Como siguiente paso se elevan a la potencia -1 (inversa) los Pesos Difusos w_i , los cuales cambian de la forma (l, m, u) a la forma (1/u, 1/m, 1/l) como se observa en (9) y (10).

$$\tilde{w} = (2.29, 2.76, 3.17) \otimes \left(\frac{1}{4.87}, \frac{1}{4.12}, \frac{1}{3.39} \right) \quad (9)$$

$$\tilde{w} = \left(\frac{2.29}{4.87}, \frac{2.76}{4.12}, \frac{3.17}{3.39} \right) \quad (10)$$

El cálculo del peso w_i (COA) se realizó como se puede apreciar en (11).

$$W_i = \frac{(0.469 + 0.671 + 0.935)}{3} \quad (11)$$

Los valores calculados para los siguientes criterios se muestran en la tabla 10.

Tabla 10

Cálculo de la Media Geométrica Difusa, Pesos Difusos w_i y Pesos w_i .

Dimensiones del DDDI	Media Geométrica Difusa \tilde{w}_i	Pesos Difusos w_i	Pesos w_i (COA)
Conducción Agresiva	(2.29, 2.76, 3.17)	(0.469, 0.671, 0.935)	0.692
Conducción Cognitiva/ Emocional Negativa	(0.31, 0.36, 0.44)	(0.064, 0.087, 0.13)	0.094
Conducción Riesgosa	(0.79, 1, 1.26)	(0.162, 0.243, 0.372)	0.259
		Total =	1.045

Como paso final se normalizan los valores de la columna Pesos w_i (COA), quedando de la siguiente manera (ver tabla 11).

Tabla 11

Normalización de los Pesos W_i .

Dimensiones del DDDI	Normalización
Conducción Agresiva	0.662
Conducción Cognitiva/Emocional Negativa	0.090
Conducción Riesgosa	0.248
Total	1

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

A continuación, se muestran los valores obtenidos mediante los métodos AHP y FAHP (ver tabla 12).

Tabla 12

Dimensiones del DDDI	AHP	FAHP	Jerarquía
Conducción Agresiva	0.669	0.662	1
Conducción Cognitiva/ Emocional Negativa	0.088	0.090	3
Conducción Riesgosa	0.243	0.248	2

Como se puede observar, los valores resultantes de los procesos AHP y FAHP, son muy similares según su importancia. En primer lugar, está la conducción vehicular agresiva, en segundo lugar, la conducción riesgosa y en tercer lugar la conducción cognitiva/emocional negativa. Cabe destacar que el FAHP ofrece el beneficio de capturar la vaguedad de las opiniones emitidas por parte de los expertos (Ip et al., 2012), lo cual es una gran ventaja a la hora de enfrentarse a problemas complejos. Los resultados están en concordancia con los obtenidos por (Kabir & Hasin, 2011), en donde se hace una comparación de AHP y FAHP, al emplear la clasificación de inventarios. Una limitación importante de ambos métodos, es que los valores de la matriz de comparación, son obtenidos a partir de la opinión de los expertos. En este contexto, se puede apuntar que cuando se tiene información precisa, es recomendable usar el método AHP, mientras que cuando exista vaguedad en la información, es más conveniente emplear FAHP.

CONCLUSIONES

La toma de decisiones que involucra criterios múltiples, en donde algunos criterios pueden tener mayor relevancia que otros para el logro del objetivo, requiere de herramientas formales que le permitan jerarquizar los criterios. La jerarquización tiene por finalidad identificar aquellos criterios que pueden tener un interés mayor. En este sentido, la identificación de los comportamientos propios de la conducción vehicular peligrosa, a partir del análisis de las dimensiones del DDDI, representa un ejemplo de ello. Los resultados obtenidos muestran similitud al aplicarse AHP y FAHP a las dimensiones del DDDI para jerarquizarlas. Lo cual significa que ambas técnicas pueden ser válidas para jerarquizar, sin embargo, si se trata de escenarios con criterios vagos e imprecisos es más conveniente emplear el FAHP, por el manejo que este considera de las ambigüedades. Los resultados de este trabajo pueden usarse para decidir qué técnica emplear, a partir de las características de los escenarios a evaluar. Un trabajo futuro es completar el proceso de toma de decisiones, y llegar al punto de seleccionar la alternativa o solución óptima para el logro del objetivo planteado.

BIBLIOGRAFÍA

- Ansari, Z.; Zaini, S.H.R.; Akhtar, A. (2020). Identification of Alternative Insurance Model using Fuzzy AHP. *Financial Issues in Emerging Economies: Special Issue Including Selected Papers from II International Conference on Economics and Finance 2019*. Emerald Publishing Limited, Bengaluru, India.
- Bergmark, R.; Gliklich, E.; Guo, R.; Gliklich, R. (2016). Texting while driving: the development and validation of the distracted driving survey and risk score among young adults. *Injury Epidemiology*, Vol. 3, No. 1.
- Buckley, J. (1985). Fuzzy hierarchical analysis. *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 17, No. 3, pp. 233–247.
- Dimitrakopoulos, G.; Demestichas, P. (2010). Intelligent transportation systems. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, Vol. 5, No. 1, pp. 77–84.
- Dula, C.; Adams, C.; Miesner, M.; Leonard, R. (2010). Examining relationships between anxiety and dangerous driving. *Accident Analysis & Prevention*, Vol. 42, No. 6, pp. 2050–2056.
- Dula, C.; Ballard, M. (2003). Development and evaluation of a measure of dangerous, aggressive, negative emotional, and risky driving. *Journal of Applied Social Psychology*, Vol. 33, No. 2, pp. 263–282.
- Engelbrecht, J.; Booysen, M.; van Rooyen, G.; Bruwer, F. (2015). Survey of smartphone-based sensing in vehicles for intelligent transportation system applications. *IET Intelligent Transport Systems*, Vol. 9, No. 10, pp. 924–935.
- Ge, Y.; Zhang, Q.; Zhao, W.; Zhang, K.; Qu, W. (2017). Effects of trait anger, driving anger, and driving experience on dangerous driving behavior: A moderated mediation analysis. *Aggressive Behavior*, Vol. 43, No. 6, pp. 544–552.
- Ip, C.; Law, R.; Hee Andy, L. (2012). The evaluation of hotel website functionality by fuzzy analytic hierarchy process. *Journal of Travel and Tourism Marketing*, Vol. 29, No. 3, pp. 263–78.
- Jain, J.; Levine, D. (2019). U.S. Patent No. 10,358,143. U.S. Patent and Trademark Office. Washington, DC.
- Kabir, G.; Hasin, A. (2011). Comparative Analysis of AHP and Fuzzy AHP Models for Multicriteria Inventory Classification. *International Journal of Fuzzy Logic Systems (IJFLS)*, Vol. 1, No. 1.
- Mu, E.; Pereyra-Rojas, M. (2016). Understanding the Analytic Hierarchy Process. *Practical decision making: an introduction to the Analytic Hierarchy Process (AHP) using super decisions V2*. Springer, pp. 7–22.
- Nanda, S.; Singh, S. (2018). Evaluation of factors responsible for road accidents in India by fuzzy AHP. *Networking communication and data knowledge engineering*. Springer, pp. 179–188.
- Precht, L.; Keinath, A.; Krems, J. (2017) Effects of driving anger on driver behavior – Results from naturalistic driving data. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, Vol. 45, pp. 75–92.
- Putra, D., Sobandi, M., Andryana, S., Gunaryati, A. (2018). Fuzzy analytical hierarchy process method to determine the quality of gemstones. *Advances in Fuzzy Systems*.
- Richard, C.; Magee, K.; Bacon-Abdelmoteleb, P.; Brown, J. L. (2018). Countermeasures that work: A highway safety countermeasure guide for State Highway Safety Offices. Ninth edition Report No. DOT HS 812 478. National Highway Traffic Safety Administration. Washington, DC.

- Saaty, T. (1980). The analytic Hierarchy process. McGraw Hill, New York.
- Saaty, T. (1990). How to make a decision: the analytic hierarchy process. *European journal of operational research*, Vol. 48, No. 1, pp. 9–26.
- Saaty, T. L.; Vargas, L. G. (2001). How to make a decision. Models, methods, concepts & applications of the analytic hierarchy process. Springer, pp. 1–25.
- Stenneth, L.; Modica, L. (2015). U.S. Patent Application No. 14/291,557.
- Valdés-Cuervo, A. A.; García-Vázquez, F.; Torres-Acuña, G. M.; Urías-Murrieta, M.; Grijalva-Quiñonez, C. S. (2019). *Medición en Investigación Educativa con Apoyo del SPSS y el AMOS*. Instituto Tecnológico de Sonora, México.
- Willemsen, J.; Dula, C. S.; Declercq, F.; Verhaeghe, P. (2008). The Dula Dangerous Driving Index: an investigation of reliability and validity across cultures. *Accident Analysis and Prevention*, Vol. 40, No. 2, pp. 798–806.
- Wu, X.; Gorospe, Y.; Misu, T.; Huynh, Y.; Guerrero, N. (2020). What Driving Says About You: A Small- Sample Exploratory Study Between Personality and Self-Reported Driving Style Among Young Male Drivers. *12th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*, pp. 104–110.
- Yang, J.; Du, F.; Qu, W.; Gong, Z.; Sun, X. (2013). Effects of personality on risky driving behavior and accident involvement for Chinese drivers. *Traffic injury prevention*, Vol. 14, No. 6, pp. 565–571.

Juárez Autónoma de Tabasco.
México.

Clasificación del Estilo de Conducción en Sistemas de Transportación Inteligentes: Revisión de Literatura

Carlos J. Ronquillo Caña¹, Pablo Pancardo García¹

¹ División Académica de Informática y Sistemas, Universidad Juárez Autónoma de Tabasco,
Carretera a Cunduacán-Jalpa Col. La Esperanza Km. 1, C.P. 86690, Cunduacán,
Tabasco, México

cjronq1@gmail.com, pablo.pancardo@ujat.mx

Resumen. Las ciudades inteligentes del futuro se visualizan como núcleos poblacionales altamente tecnificados en los que la tecnología hace posible una vida con seguridad, confort, sustentabilidad y eficiencia. Dentro de estos espacios, la movilidad de las personas haciendo uso de los Sistemas de Transportación Inteligentes es fundamental, ya que éstos deben poseer todas las características idóneas que se plantean para las ciudades inteligentes. Sin embargo, los factores humanos de quienes controlan o conducen los vehículos puede hacer que esto no sea una realidad, esto es, choferes que con su estilo de conducción no respetan las leyes de tránsito, cometen imprudencias y ponen en peligro la integridad de los pasajeros. Esta revisión de literatura tiene como objetivo conocer el estado del arte de los métodos, algoritmos, hardware software y sensores que han sido empleados para la clasificación de los estilos de conducción. A partir de la revisión pudo obtenerse que existen algoritmos de inteligencia artificial que destacan por su efectividad para el proceso de identificación de la conducción. Las publicaciones en la materia durante la última década permiten obtener una visión general de cómo ha evolucionado la tecnología en esta área y da cabida al interés por las ideas disruptivas para obtener un mejor transporte público apoyado por los dispositivos inteligentes con sensores (Smartphone) [1], [2], [3].

Palabras Clave: Estilos de Conducción, Comportamiento del Conductor, Sistemas de Transportación Inteligente, Sensores del Teléfono Inteligente, Ciudades Inteligentes.

1. Introducción

Los distintos escenarios de las ciudades inteligentes comprenden sistemas de transporte, asistencia a conductores de vehículos, alumbrado público, edificios con eficiencia energética, gestión del tráfico, entre otros. De modo específico, para el transporte de personas dentro en las ciudades inteligentes existe el concepto de Sistemas de Transportación Inteligentes (STI), el cual trata de vehículos en general (automóviles, autobuses, trenes, etc.) utilizados para el traslado de personas y con características de

presentan los métodos y técnicas empleadas, equipos y programas de software utilizados, así como los comportamientos de manejo estudiados.

La presente revisión está estructurada de la siguiente manera: En la sección 2 se expone la revisión de la literatura sobre métodos y técnicas de Inteligencia Artificial para clasificar estilos de conducción en STI; el hardware, software y sensores empleados, así como los comportamientos o estilos de conducción; en la sección 3 se presentan las conclusiones y los trabajos futuros.

2. Estilos de Conducción

Existen varios autores que han trabajado el tema de STI y comportamiento del conductor, cada uno haciendo alguna propuesta desde su punto de vista, por lo que se consideró relevante realizar el análisis de manera cualitativa, clasificando el material encontrado según los métodos y técnicas empleadas; el hardware y software utilizados, así como los comportamientos del conductor detectados.

2.1. Métodos y técnicas usadas

Tabla 13. Métodos y técnicas usadas.

Métodos y técnicas	Autor
Algoritmo de calibración, reorientación y aceleración.	[7]
Algoritmo de Detección Punto-Final	[13]
Algoritmo de Puntuación	[17]
Algoritmo de suavizado	[13]
Algoritmo Maximización-Expectación (EM)	[15]
Clasificación Bayesiana	[8]
Cuaternios	[19]
Bosque aleatorio	[8]
Deformación Dinámica del Tiempo	[13][8][12][14][3]
Diagrama G-G	[10]
Distribución de Bernoulli	[9]
Estimación del Máximo A Posteriori (MAP)	[15]
Filtros de Kalman	[17]
Funciones de membresía trapezoidal	[17]
Lógica Difusa	[1][16][17][8]
Matriz de Confusión	[9]
Máquina de aprendizaje	[11][8][6]
Máquina Vectorial de Soporte	[8][18]
Método de Clasificación Dinámica	[10][11][12]
Modelo Gaussiano de Mezcla	[15]
Redes neuronales	[5][8]
Regresión Logística Multinomial Regularizada Red Elástica	[9]
Representación Euler	[12][7]
Vecino más cercano	[18]

Considerando los métodos y técnicas empleados, los autores se apoyan en la inteligencia artificial para evaluar los datos recabados mediante instrumentos de medición, ya sean sensores instalados en los vehículos (por lo regular muy costosos y difíciles de instalar) o los que están integrados en los teléfonos inteligentes (la cual representa una propuesta muy económica y práctica). En la Tabla 1 se muestran los métodos y técnicas usadas en los artículos revisados.

Hay una tendencia en los estudios realizados a usar métodos específicos de Inteligencia Artificial como la lógica difusa y las máquinas de aprendizaje automático, los cuales representan opciones que permiten clasificar el comportamiento de manejo. Sin embargo algunos autores proponen la combinación de algunos métodos para incrementar su efectividad [6]. La Lógica Difusa, las Máquinas de Aprendizaje Automático y la Clasificación Dinámica, son los métodos más utilizados, por lo que se puede inferir que hasta el momento son los que tienen mayor eficacia en estudios relacionados con el manejo vehicular. Se pueden mencionar como ejemplos la detección de artefactos en la carretera [5], [1], la detección del manejo riesgoso en la carretera [17], [2] y la detección del manejo seguro [13].

2.2. Hardware y software usado

Los autores han usado una gran variedad de software y hardware en sus investigaciones, seleccionando aquellos que mejor resultados ofrecen en lo que se desea probar, en la Tabla 2 se muestran las opciones usadas en estudios de la década más reciente.

La diversidad de dispositivos (hardware) y programas (software) que pueden emplearse para recolectar datos sobre las mediciones permite evaluar las maniobras de los conductores y los movimientos de los vehículos.

Entre los dispositivos existentes, los teléfonos inteligentes poseen ventajas como su movilidad, facilidad de uso y que pueden enviar datos inalámbricamente, sin embargo también tienen ciertas limitaciones que se deben considerar cuando se va a realizar un estudio, por ejemplo, la duración de la batería, la dificultad para colocar el dispositivo durante las mediciones, la cantidad de datos disponibles para el envío de los resultados de las pruebas y la señal de telefonía celular que exista en la zona por la que se viaja.

Se detecta una falta de explotación de las ventajas competitivas de los teléfonos inteligentes como lo son: la alta penetración de mercado, conectividad IoT (*Internet of Things*) y su capacidad de compartir los datos [24], por lo que se puede observar un área de oportunidad en la que se puedan generar ideas que contribuyan al mejoramiento de los STI.

Sin embargo es importante señalar que a pesar de la tecnología, la cual es cada vez más accesible y económica, los accidentes viales dependen también de otros factores como el medio ambiente, el vehículo y el conductor. Es importante también analizar la experiencia, la distracción y la fatiga [22].

Tabla 14. Hardware y software usado.

Hardware y software	Autor(es)
Aceleración lineal	[6]
Acelerómetro	[1][9][16][2][17][18][21] [13][11][8][6][12][7][3]
Android	[17][21][2][8][7]
APP Android	[22][2][11][8]
Cámara de vídeo	[9][12][18]
CAN Bus	[5]
Cuestionario	[9][6][23]
Diagnóstico a bordo (OBD)	[5][6]
Eclipse	[21]
Giroscopio	[16][2][13][8][6][12][18]
Iphone	[13]
JAVA	[17][2][21]
Magnetómetro	[16][17][2][21][13][8] [6][12][18]
Micrófonos	[18]
Presión de aire	[6]
Programa de Investigación en Carreteras Estratégicas 2 (SHRP 2)	[9]
Sensor de gravedad	[17][6]
Sensor de iluminación	[6][8]
Sensor de orientación	[21]
Sensor de proximidad	[18]
Simulador	[15][23]
Sistema de adquisición de datos (DAS)	[9]
Sistema de Posicionamiento global (GPS)	[1][9][17][2][10][14][11] [6][12][7][3][18]
Teléfono inteligente	[5][1][17][2][21][10] [11][8][6][7][3][18]
Vector de rotación	[6]
Vehículo	[5][8][23]
Vehículo eléctrico	[17]

2.3. Comportamientos analizados y detecciones

En la Tabla 3 se muestran los comportamientos o estilos de manejo hacia los cuales estuvieron orientados los documentos analizados.

Gracias a la tecnología y la detección de estilos de manejo es posible dirigir las investigaciones a objetivos específicos orientados a contribuir en la mejora de los STI para incrementar la seguridad y comodidad de los pasajeros. En el estado del arte analizado se encontró que con el apoyo de los teléfonos inteligentes es posible clasificar los estilos de manejo (agresivo, imprudente, seguro, riesgoso, peligroso, con fatiga), detectar anomalías en las carreteras como son baches y topes, prevención y detección de accidentes, identificar las maniobras y además en algunos casos, con la posibilidad de realizarlo en tiempo real.

Tabla 3. Comportamientos o estilos de manejo y detecciones analizados.

Comportamientos o estilos de manejo detectados	Autor(es)
Agresivo o no agresivo	[17][22][2][8][6][12][24][15][20][25][23][3]
Amigable con el medio ambiente	[24]
Calma	[17]
Cognitivo/emocional negativo	[25]
Detección de accidentes	[5]
Detección de artefactos en carretera	[5][1]
Distracción	[22][26][20]
Errático	[22]
En tiempo real o no	[22]
Fatiga	[22][26]
Imprudente	[16]
Manejo bajo la influencia (DUI)	[21][20]
Maniobras	[16][1][5][2][22][14][8][24][15][7]
Peligroso	[5]
Riesgoso	[17][13][25]
Seguro o inseguro	[1][16][10]
	[13][20]
Somnolencia	[22]

Como se puede observar existe una tendencia a estudiar las maniobras vehiculares y el comportamiento agresivo, debido al análisis de las maniobras es posible determinar el tipo o estilo de conducción vehicular, apoyándose con el teléfono inteligente como plataforma de sensores (Fig. 2) y con métodos de inteligencia artificial. Analizar el comportamiento agresivo por parte de los investigadores ha sido una importante contribución para el mejoramiento de los STI y de la sociedad, en lo que respecta a la seguridad y la comodidad de los pasajeros [1], [9], [22], [27], [13], [11], [12], [2], [28].

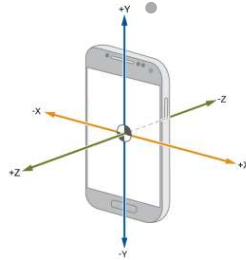


Figura 2. Este dispositivo cuenta con más de 20 sensores, de los cuales los más usados para la detección del comportamiento de manejo o estilo de manejo, son principalmente el acelerómetro, el giroscopio y el GPS.

Disponibilidad de software. Hay software disponible en la red mundial, algunas veces es gratuito pero en otras ocasiones tiene un costo. Se puede seguir cada enlace para saber más acerca de la App que puede ayudar a evaluar el estilo de conducción. Estos módulos son responsabilidad de cada fabricante y tienen como objetivo mostrar

una herramienta para aumentar la visión sobre la tecnología amigable y darse la oportunidad de entender cómo se realizan este tipo de trabajos. Si se está interesado, se pueden seguir las instrucciones de los sitios web correspondientes:

- Coaster App



<https://stopclusters.com/>

- Ideal Driver App



<https://play.google.com/store/apps/details?id=fr.openium.ddi>

- TL App



<https://play.google.com/store/apps/details?id=com.tourmalinelabs.TLFleet>

- DriveSmart App



<https://play.google.com/store/apps/details?id=com.drivesmart>

- GreenRoad Drive App



<https://play.google.com/store/apps/details?id=com.greenroad.mobile.drive>

- KarConnect App



<https://play.google.com/store/apps/details?id=com.karconnect.android>

3. Conclusiones y trabajos futuros

Los sensores del teléfono inteligente han demostrado ser efectivos en la medición de los eventos de manejo, además representan una opción más económica si se les compara con dispositivos expresamente creados en el mundo automotriz para dicha función, tal como el CAN-Bus [12], debido a esta ventaja en el mundo académico y científico muchos estudios consideran al teléfono inteligente como una plataforma integrada [24].

Hacer los estudios en tiempo real puede ser riesgoso, por lo que algunos investigadores en seguridad vial hacen uso de métodos para recolectar datos que les permitan garantizar la integridad y seguridad de los conductores, por ejemplo mediante el auto-informe (respuesta de un cuestionario), simuladores y la observación [28]. Se espera que estudios futuros combinen el monitoreo del vehículo, la biología del conductor, así como datos psicológicos y del medio ambiente en el cual se encuentra inmerso el vehículo. De esta forma, se espera que en un futuro se desarrollen sistemas que comprendan el pensamiento humano [2].

Se puede observar que los métodos de Inteligencia Artificial para analizar el comportamiento de manejo, han demostrado ser una herramienta adecuada y que mediante la fusión de los sensores del teléfono inteligente han logrado obtener resultados efectivos en este tipo de estudios.

En los documentos estudiados se encontró que existe una tendencia a usar los teléfonos inteligentes como plataforma de sensores y donde los sensores principalmente usados para la recolección de datos son el acelerómetro, el giroscopio y el GPS. En cuanto al análisis de dichos datos, existe la tendencia a usar lógica difusa y los métodos dinámicos, y en la mayor parte de los casos existe el interés por parte de los investigadores en enfocar sus trabajos hacia el estilo de conducción agresiva mediante el análisis de las maniobras de los conductores.

Es natural que exista un interés específico por detectar la conducción agresiva ya que las consecuencias de este tipo de comportamiento repercute en varios aspectos, el más importante es la integridad de todas las personas involucradas, pero también tiene un impacto económico al dañar el vehículo o la infraestructura de la ciudad, así como el consumo de combustible, y además de manera indirecta a otros conductores.

Existen sin embargo algunos puntos a considerar para mejores resultados, ya que hoy en día aún siguen siendo limitantes en los teléfonos inteligentes, la duración de la batería, la mala señal celular, la pérdida de calibración de los sensores, la colocación errónea de los dispositivos al tomar las mediciones, las limitaciones de velocidad de procesamiento, las fallas en la línea telefónica, etcétera. Por lo que, en la medida que estos puntos se solucionen se obtendrán mediciones más precisas para lograr mejores resultados.

Se detecta también en el análisis realizado que los investigadores se enfocan a la evaluación de la agresividad en el manejo, por lo que se propone hacer investigación de las causas de fondo que llevan a este comportamiento. La agresividad puede ser provocada por factores externos como, el medio ambiente y los estados de ánimo. Por otra parte, existen estudios que evalúan estos últimos factores, pero basándose sólo en cuestionarios y entrevistas, es decir, sin hacer uso de métodos de inteligencia artificial que puedan dar resultados más precisos.

Por consiguiente, como trabajos futuros proponemos realizar trabajos de investigación haciendo uso de los teléfonos inteligentes como plataforma de sensores orientados al mejoramiento de los STI y a la detección de la conducción peligrosa y poder anticiparse a eventos de accidentes, pero con la variante de emplear cuestionarios donde se consideren variables subjetivas (percepción de encuestado), que en combinación de las variables objetivas obtenidas de los sensores, se pueda incrementar la eficacia del método de detección de conducción agresiva.

Agradecimientos. Ante todo, queremos agradecer a la Universidad Juárez Autónoma de Tabasco por todo el apoyo brindado para la realización de este artículo. Agradecemos a la Dra. Betania Hernández Ocaña por su asesoramiento en la estructura del artículo. El estudiante que participa como autor principal de este trabajo recibe financiamiento del CONACYT para realizar sus estudios de doctorado.

Intereses financieros contrapuestos. Los autores declaran que no existen intereses financieros contrapuestos.

4. Referencias

1. Akhtar, N.; Pandey, K.; Gupta, S.: Mobile application for safe driving. In IEEE 2014 Fourth International Conference on Communication Systems and Network Technologies, pp. 212–216 (2014).
2. Chhabra, R.; Verma, S.; Krishna, C. R.: Detecting aggressive driving behaviour using mobile smartphone. In Proceedings of 2nd International Conference on Communication, Computing and Networking, pp. 513–521 Springer, (2019).
3. Saiprasert, C.; Pholprasit, T.; Thajchayapong, S.: Detection of driving events using sensory data on smartphone. International Journal of Intelligent Transportation Systems Research, 15(1):17–28, (2017).
4. Karaduman, M.; Eren, H.: Smart driving in smart city. In 2017 5th International Istanbul Smart Grid and Cities Congress and Fair (ICSG), pp. 115–119. IEEE, (2017).
5. Abuali, N.: Advanced vehicular sensing of road artifacts and driver behavior. In 2015 IEEE Symposium on Computers and Communication (ISCC), pages 45–49. IEEE, 2015.
6. Hong, J-H.; Margines, B.; Dey, A. K.: A smartphone-based sensing platform to model aggressive driving behaviors. In Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp. 4047–4056. ACM, (2014).

7. Li, Y.; Xue, F.; Feng, L.; Qu, Z.: A driving behavior detection system based on a smartphone's built-in sensor. *International Journal of Communication Systems*, Vol. 30, No. 8: e3178, (2017).
8. Ferreira J, J.; Carvalho, E.; Ferreira, B. V.; de Souza, C.; Suhara, Y.; Pentland, A.; Pessin, G.: Driver behavior profiling: An investigation with different smartphone sensors and machine learning. *PLoS one*, Vol. 12, No. 4:e0174959, (2017).
9. Arbabzadeh, N.; Jafari, M.: A data-driven approach for driving safety risk prediction using driver behavior and roadway information data. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, Vol. 19, No. 2:446–460, (2017).
10. Eboli, L.; Mazzulla, G.; Pungillo, G.: Combining speed and acceleration to define car users' safe or unsafe driving behaviour. *Transportation research part C: emerging technologies*, Vol. 68:113–125, (2016).
11. Fazeen, M.; Gozick, B.; Dantu, R.; Bhukhiya, M.; González, M. C.: Safe driving using mobile phones. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 13, No. 3:1462–1468, (2012).
12. Johnson, D. A.; Trivedi, M. M.: Driving style recognition using a smartphone as a sensor platform. In *2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pp. 1609–1615. IEEE, (2014).
13. Eren, H.; Makinist, S.; Akin, E.; Yilmaz, A.: Estimating driving behavior by a smartphone. In *2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 234–239. IEEE, (2012).
14. Engelbrecht, J.; Booyesen, M. J.; van Rooyen, G.; Bruwer, F. J.: Survey of smartphone-based sensing in vehicles for intelligent transportation system applications. *IET Intelligent Transport Systems*, Vol. 9, No. 10:924–935, (2015).
15. Koh, D.-W.; Kang, H.-B.: Smartphone-based modeling and detection of aggressiveness reactions in senior drivers. In *2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pp. 12–17. IEEE, 2015.
16. Boonmee, S.; Tangamchit, P.: Portable reckless driving detection system. In *2009 6th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology*, Vol. 1, pp. 412–415. IEEE, (2009).
17. Castignani, G.; Dermann, T.; Frank, R.; Engel, T.: Driver behaviour profiling using smartphones: A low-cost platform for driver monitoring. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, Vol. 7, No. 1:91–102, (2015).
18. Sathyanarayana, A.; Sadjadi, S. O.; Hansen, J. H. L.: Leveraging sensor information from portable devices towards automatic driving maneuver recognition. In *2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pp. 660–665. IEEE, (2012).
19. Bruwer, F. J.; Booyesen, M. J.: Vehicle acceleration estimation using smartphone based sensors, (2015).
20. Meiring, G.; Myburgh, H.: A review of intelligent driving style analysis systems and related artificial intelligence algorithms. *Sensors*, Vol. 15, No. 12:30653–30682, (2015).
21. Dai, J.; Teng, J.; Bai, X.; Shen, Z.; Xuan, D.: Mobile phone based drunk driving detection. In *2010 4th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, pp. 1–8. IEEE, (2010).

22. Chhabra, R.; Verma, S.; Krishna, C. R.: A survey on driver behavior detection techniques for intelligent transportation systems. In 2017 7th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering-Confluence, pp. 36–41. IEEE, (2017).
23. Ismail, R.; Voon, N. L.; Saad, M. H. M.; Saleem, M.; Ibrahim, N.: Aberrant driving among young Malaysian drivers. *Jurnal Teknologi*, Vol. 78(6-10), (2016).
24. Kanarachos, S.; Christopoulos, S. R. G.; Chroneos, A.: Smartphones as an integrated platform for monitoring driver behaviour: The role of sensor fusion and connectivity. *Transportation research part C: emerging technologies*, 95:867–882, (2018).
25. Richer, I.; Bergeron, J. Differentiating risky and aggressive driving: Further support of the internal validity of the dula dangerous driving index. *Accident Analysis & Prevention*, 45:620–627, (2012).
26. Dong, Y.; Hu, Z.; Uchimura, K.; Murayama, N.: Driver inattention monitoring system for intelligent vehicles: A review. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 12(2):596–614, 2010.
27. Dimitrakopoulos, G.; Demestichas, P.: Intelligent transportation systems. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 5(1):77–84, (2010).
28. Magableh, F.: An investigation into human factors influencing driver behaviour and traffic law enforcement in Jordan. PhD thesis, The University of New South Wales, (2016).