



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

**VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN, INNOVACIÓN Y
TRANSFERENCIA DE TECNOLOGÍA**

CENTRO DE POSGRADOS

**MAESTRÍA EN GESTIÓN DE
LA INFORMACIÓN E INTELIGENCIA DE NEGOCIOS**

**TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO
DE MAGÍSTER EN GESTIÓN DE SISTEMAS DE INFORMACIÓN E
INTELIGENCIA DE NEGOCIOS**

**TEMA: APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE MINERÍA DE DATOS PARA
EL ANÁLISIS DE TIEMPOS DE RESPUESTAS DE EMERGENCIAS PRE-
HOSPITALARIAS REPORTADOS AL ECU911 EN LA CIUDAD DE
QUITO**

AUTOR: FIALLOS AGUILAR, HUGO CHRISTIAM

**DIRECTOR: MSC. GOMEZ TORRES, ESTEVAN RICARDO
SANGOLQUÍ**

2019



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN, INNOVACIÓN Y
TRANSFERENCIA DE TECNOLOGÍA
CENTRO DE POSGRADOS

CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación, "*APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE MINERÍA DE DATOS PARA EL ANÁLISIS DE TIEMPOS DE RESPUESTAS DE EMERGENCIAS PRE-HOSPITALARIAS REPORTADOS AL ECU911 EN LA CIUDAD DE QUITO*" fue realizado por el Señor *Fiallos Aguilar, Hugo Christiam* el mismo que ha sido revisado en su totalidad, analizado por la herramienta de verificación de similitud de contenido; por lo tanto cumple con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de Fuerzas Armadas ESPE, razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que lo sustente públicamente.

Sangolquí, 23 de Diciembre del 2019

Firma:

MSC. ESTEVAN RICARDO GÓMEZ TORRES
C.C.: 1707724306



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN, INNOVACIÓN Y
TRANSFERENCIA DE TECNOLOGÍA
CENTRO DE POSGRADOS

AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD

Yo, *Fiallos Aguillar, Hugo Christiam*, con cédula de ciudadanía n° 1711318681, declaro que el contenido, ideas y criterios del trabajo de titulación: *Aplicación de técnicas de minería de datos para el análisis de tiempos de respuestas de emergencias pre-hospitalarias reportados al ECU911 en la ciudad de Quito*, es de mi autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Consecuentemente el contenido de la investigación mencionada es veraz.

Sangolquí, 23 de Diciembre del 2019

Firma:

Hugo Christiam Fiallos Aguillar
C.C. 1711318681



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN, INNOVACIÓN Y
TRANSFERENCIA DE TECNOLOGÍA
CENTRO DE POSGRADOS

AUTORIZACIÓN

Yo, *Fiallos Aguilar, Hugo Christiam* autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de titulación: *Aplicación de técnicas de minería de datos para el análisis de tiempos de respuestas de emergencias pre-hospitalarias reportados al ECU911 en la ciudad de Quito* en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi responsabilidad.

Sangolquí, 23 de Diciembre del 2019

Firma:

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Hugo', written over a white background.

Hugo Christiam Fiallos Aguilar
C.C. 1711318681

DEDICATORIA

A mi esposa Esthela por su apoyo incondicional.

A mis hijos Hugo, Emilio y Dany, fuente de inspiración, alegría y sacrificio.

A mis padres Hugo y Charito, por su guía y ejemplo.

Hugo

AGRADECIMIENTOS

A mi familia, cada uno de ellos me brindaron su comprensión y aliento para continuar y culminar la maestría.

A mi director de tesis, Estevan Gómez, siempre su predisposición a guiar y compartir su conocimiento.

A la Ingeniera Tatiana Gualotuña Coordinadora de la Maestría, por su gestión y apoyo.

Hugo

ÍNDICE DE CONTENIDOS	
CERTIFICADO DEL DIRECTOR.....	i
AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD	ii
AUTORIZACIÓN.....	iii
DEDICATORIA	iv
AGRADECIMIENTOS	v
ÍNDICE DE TABLAS.....	ix
ÍNDICE DE FIGURAS.....	ix
RESUMEN.....	xi
ABSTRACT	xii
CAPÍTULO I.....	1
1.1. Antecedentes.....	1
1.2. Justificación e importancia	1
1.3. Planteamiento del problema	2
1.4. Objetivo General.....	4
1.5. Objetivos Específicos	4
1.6. Preguntas de Investigación	5
1.7. Categorización de las variables de investigación	5
2) CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO.....	7
2.1. Estado del Arte	7
2.1.1. Criterios de inclusión.....	7
2.1.2. Criterios de Exclusión	7
2.1.3. Construcción de la Cadena de búsqueda	9
2.1.4. Cadena de búsqueda	9
2.2. Categorización de la Variable Independiente.....	12
2.2.1. Inteligencia de Negocios	12
2.2.2. Minería de datos	13
2.3. Metodologías de Minería de Datos.....	14
2.3.1. El proceso de KDD.....	14
2.4. Técnicas de minería de datos.....	16
2.4.1. Agrupamiento (Clustering).....	17
2.4.2. K-Means	17
2.4.3. Regresión Lineal.....	18

2.4.4. Árboles de Predicción.....	18
2.4.5. Redes Neuronales	19
2.4.6. Data Cleaning	20
2.5. Categorización de la Variable Dependiente	20
2.5.1. Sistema integrado de Seguridad ECU911	20
2.5.2. Servicio Pre-hospitalario	21
3) CAPÍTULO III: ANÁLISIS CASO DE ESTUDIO.....	22
3.1. Servicio Integrado de Seguridad.....	22
3.1.1. Evaluadores de llamadas de emergencia	23
3.1.2. Sala de Operaciones.....	23
3.1.3. Funcionamiento de la sala de operaciones	23
3.1.4. Área de llamadas	23
3.1.5. Área de despacho.....	24
3.1.6. Gestión de la emergencia.....	25
3.1.7. Tipos de Emergencias.....	25
3.2. Comprensión del Negocio	26
3.2.1. Objetivos del Negocio	27
3.2.2. Criterios de éxito del negocio.....	28
3.2.3. Inventario de recursos.....	28
3.2.4. Objetivos de la minería de datos.....	28
3.2.5. Realización del Plan del Proyecto	29
3.2.6. Evaluación de herramientas y técnicas.....	29
3.3. Fases de entendimiento.....	30
3.3.1. Recolección de datos	30
3.3.2. Exploración de datos	31
3.3.3. Verificar la calidad datos.....	33
3.4. Fase de Preparación de Datos.....	36
3.4.1. Selección de datos	36
3.4.2. Limpieza de datos.....	38
3.4.3. Construcción de datos.....	39
3.4.4. Integración de datos.....	39
3.5. Modelado	40
3.5.1. Selección de la técnica de modelamientos	40

3.5.2. Generación del diseño de pruebas	41
3.5.3. Selección de variables	41
3.5.4. Regresión Lineal.....	42
3.5.5. Modelo Neuro Net	44
3.5.6. Modelo K-Mean	46
3.5.7. Modelo K-NN.....	47
3.6. Fase de Evaluación de Modelo.....	48
3.6.1. Evaluación de Resultados	49
3.6.2. Modelos Seleccionados	50
3.7. Implantación	54
3.7.1. Plan de despliegue	54
4) CAPÍTULO IV: Conclusiones y Recomendaciones.....	56
4.1. Conclusiones.....	56
4.2. Recomendaciones	57
5) REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	58

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 <i>Grupo de Control seleccionado</i>	8
Tabla 2 <i>Palabras claves y su coincidencia con otros artículos</i>	9
Tabla 3 <i>Recurso humanos disponibles para el Proyecto</i>	28
Tabla 4 <i>Actividades del Proyecto</i>	29
Tabla 5 <i>Descripción de los campos</i>	31
Tabla 6 <i>Variables de exclusión</i>	37
Tabla 7 <i>Variables de inclusión</i>	37
Tabla 8 <i>Cumplimiento Modelos Objetivos del Negocio</i>	49
Tabla 9 <i>Cumplimiento Modelos Objetivo de Minería de Datos</i>	50

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Análisis del problema usando el Diagrama de ISHIKAWA	4
Figura 2. Categorización de las variables	6
Figura 3. Resultados obtenidos aplicando la cadena de búsqueda	10
Figura 4. Modelo de Gestión del ECU911 Fuente: (ECU911, 2019)	22
Figura 5. Tipos de incidentes	25
Figura 6. Procedimiento atención de emergencias.....	27
Figura 7. Cuadrante de Gartner, Herramientas de Minería de Datos Fuente: (Gartner, Magic quadrant for data science and machine learning platforms, 2018).....	30
Figura 8. Emergencias pre-hospitalarias por mes	32
Figura 9. Emergencias pre-hospitalarias por días de la semana.....	32
Figura 10. Circuitos vs emergencias pre-hospitalarias	33
Figura 11. Valores atípicos de los rangos de tiempos de respuesta	34
Figura 12. Tipo de incidente en la categoría gestión sanitaria.....	35
Figura 13. Hora del día de atención de emergencias pre-hospitalarias.....	36
Figura 14. Proceso de extracción de outliers	38
Figura 15. Proceso de extracción de outliers	39

Figura 16. Aplicación del modelo regresión lineal	42
Figura 17. Matriz de regresión lineal	43
Figura 18. Promedio de tiempo de respuesta vs el circuito	43
Figura 19. Aplicación del modelo Neuro Net	44
Figura 20. Niveles de la red neuronal	45
Figura 21. Aplicación modelo K-Mean	46
Figura 22. Representación gráfica de los clusters	47
Figura 23. Aplicación modelo K-NN.....	48
Figura 24. Coeficiente de determinación por Tiempo de respuestas Institucional	52
Figura 25. Error cuadrado medio por tiempo de reacción institucional.....	53
Figura 26. Predicción del promedio del tiempo de repuesta	54

RESUMEN

La intervención oportuna de los servicios de emergencia prehospitalarias para la atención a los pacientes que sufren un evento adverso, el tiempo de respuesta de llegada de la ambulancia puede hacer la diferencia entre su sobrevivencia o declive. La investigación lleva como objetivo presentar un modelo que permite analizar patrones de comportamiento y tendencias de los tiempos de respuesta de las emergencias pre-hospitalarias registrados por el ECU911 enfocados en cuatro circuitos ubicados: al sur, centro y norte de Quito; y el Valle de Chillos registrados en el año 2018. Para ello se desarrollan modelos analíticos, identificando variables relevantes en tiempos: de triaje, de asignación de unidad, del proceso de aproximación al sitio, y el total de tiempo transcurrido hasta la llegada de la ambulancia al lugar de evento, con respecto al tipo de incidentes, días de la semana y horas del día de mayor demanda. La categoría de datos de este estudio se fundamenta en el servicio de gestión sanitaria enfocado a la etapa desde que ingresa la llamada al call center del ECU 911 hasta la llegada de la ambulancia al lugar de emergencia, aplicando técnicas de minería de datos. De cuatro modelos de predicción creados, el modelo de regresión lineal resultó el óptimo para este caso de estudios.

PALABRAS CLAVES:

- **MINERIA DE DATOS**
- **SERVICIO PREHOSPITALARIO**
- **MODELOS PREDICTIVOS**
- **TIEMPOS DE RESPUESTA**

ABSTRACT

Timely intervention of pre-hospital emergency services for the care of patients who suffer an adverse event, the response time of arrival of the ambulance can make the difference between their survival or decline. The research aims to present a model that allows analyzing behavior patterns and trends in response times of prehospital emergencies recorded by the ECU911 focused on four circuits located: south, center and north of Quito; and the Chillos Valley registered in the year 2018. For this, analytical models are developed, identifying relevant variables in times: triage, unit allocation, the process of approach to the site, and the total time elapsed until the arrival of the ambulances to the place of the event, with respect to the type of incidents, days of the week and hours of the day of greatest demand. The data category of this study is based on the health management service focused on the stage from when the call to the call center of ECU 911 is entered until the arrival of the ambulance to the emergency site, applying data mining techniques. The study identifies relevant factors for decision-making aimed at reducing the response times of pre-hospital emergencies. There is a high degree of red key assignment that mainly influences the type of incident of health management services.

KEYWORDS:

- **DATA MINING**
- **PREHOSPITAL SERVICE**
- **PREDICTIVE MODELS**
- **RESPONSE TIMES**

CAPITULO I

1.1. Antecedentes

El Ecu911 es la institución encargada de coordinar la atención pre-hospitalaria en el territorio nacional. Este sistema opera a través de una llamada única con la línea 911 en la cual se reporta todo tipo de emergencias, las mismas que se encaminan para las diferentes instituciones de respuesta en atención pre-hospitalaria como el Ministerio de Salud Pública, Cuerpo de Bomberos y Cruz Roja (Zurita, 2017).

El promedio del tiempo de llegada de las ambulancias al sitio de emergencias de código rojo es alto, este hecho es captado con reclamos por parte de la ciudadanía. Las instituciones responsables han mejorado las variables de alimentación de datos en el registro de la atención pre-hospitalaria, con el fin de examinar a mayor detalle el comportamiento de tiempos de respuesta, dividiendo en cuatro etapas de las cuales nuestro estudio se enfoca en el análisis del tiempo de Primera Respuesta; el Tiempo de Asignación de Recurso; y Tiempo de Arribo al sitio de la emergencia.

1.2. Justificación e importancia

La atención pre-hospitalaria registrada por el ECU911, es la segunda con mayor porcentaje de demanda por la ciudadanía, es de vital importancia la rapidez con que se ejecute este servicio ya que salva vidas y promueve el bienestar ciudadano de una localidad. Si el tiempo de respuesta de la ambulancia demora, sube la probabilidad de mortandad del accidentado, por tal razón los

aportes en el ámbito de análisis de datos y comportamientos del proceso de tiempos de respuesta puede contribuir a determinar patrones de comportamiento y tendencias que logren identificar posibles soluciones en la toma de decisiones para disminuir el tiempo de llegada de las ambulancias al sitio requerido.

1.3. Planteamiento del problema

El servicio integrado de seguridad ECU911 reporta un tiempo promedio de 18 minutos en respuesta a una emergencia pre-hospitalaria en la zona urbana.

Se ha demostrado que la intervención oportuna de muchas patologías potencialmente letales, especialmente las cardiovasculares y las relacionadas con trauma, disminuyen la mortalidad y reducen considerablemente las secuelas, si se recibe el tratamiento apropiado desde el momento que se produce el evento adverso, durante su traslado en la ambulancia y en los servicios de emergencias de las unidades de salud tanto públicas como privadas. Es así que uno de los mayores estudiosos del trauma en el mundo cita: "...que los pacientes lesionados críticos que reciben ayuda de alta calidad lo más temprano posible luego de ser lesionados tienen mayores posibilidades de sobrevivir" (Mattox, 2008).

Según la American Heart Association, se indica que la principal causa de muerte súbita extrahospitalaria es la fibrilación ventricular, que puede revertirse con una desfibrilación inmediata en los primeros 10 minutos¹, disminuyendo la probabilidad de muerte. Por lo tanto, los tiempos de respuesta provistos actualmente por el servicio de emergencias del ECU911, siguen siendo altos para emergencias pre hospitalarias de código rojo. Es necesario realizar un análisis del

¹ Gorgiglia, DC. La atención médica: emergencias pre-hospitalarias. Fundamentos de salud pública. Capítulo 31.

comportamiento de tiempos de respuestas de emergencias prehospitalarias, desde que ingresa la llamada telefónica al Call Center del ECU911 hasta la llegada de las ambulancias al lugar de emergencia, con el fin de identificar factores relevantes y determinantes que permitan la posibilidad de disminuir los tiempos de respuesta, operados por el servicio del ECU911.

Determinación de las Causas que originan el problema:

Se ha podido determinar posibles causas que son los siguientes:

- Falta de ambulancia en relación a la demanda prehospitalaria.
- Excesivas llamadas falsas².
- Carencia de análisis de tiempos de respuestas de emergencias prehospitalarias.
- Ejecución de decisiones tardías.

Efectos encontrados producto del problema en cuestión:

Se ha encontrado los siguientes efectos:

- Evaluación en su mayoría de emergencias como código rojo.
- Incremento de la probabilidad de mortalidad del accidentado.
- Reclamo Ciudadano.
- Accidentabilidad de ambulancias

²El Telégrafo, Oct 2018, <https://www.eltelegrafo.com.ec/noticias/ecuador/1/llamadas-falsas-ecu911>

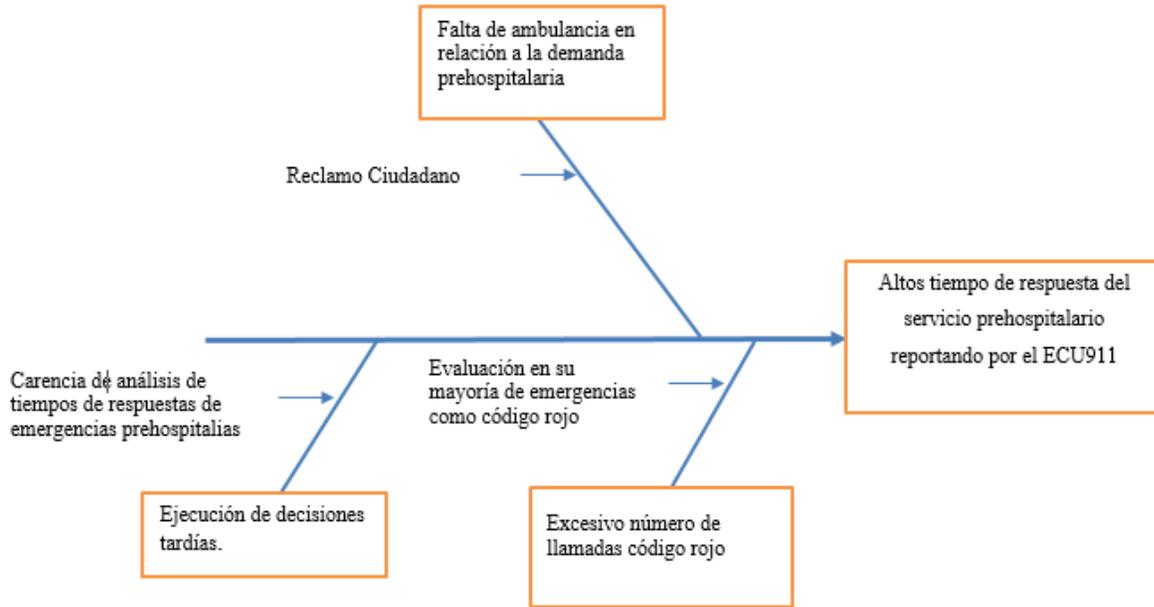


Figura 1. Análisis del problema usando el Diagrama de ISHIKAWA

1.4. Objetivo General

Desarrollar un modelo que permita analizar patrones de comportamiento y tendencias de los tiempos de respuesta de las emergencias pre-hospitalarias registrados por el ECU911, en cuatro circuitos ubicados al norte, sur de Quito y el Valle de los Chillos, aplicando técnicas de minería de datos para el mejoramiento de la atención de emergencias de ambulancias.

1.5. Objetivos Específicos

OE1: Realizar el estudio del estado del arte actual en el contexto del problema, orientado a identificar investigaciones referentes a técnicas de minería de datos y tiempos de respuestas de emergencias pre-hospitalarias en el área de Salud.

OE2: Aplicar técnicas de minería de datos para establecer elementos que permitan crear modelos analíticos y predictivos orientados a identificar patrones de comportamiento y conlleven a mejorar los niveles de atención y tiempo de respuesta del sistema ECU911.

1.6. Preguntas de Investigación

De acuerdo a los objetivos planteados para este proyecto se han definido las siguientes preguntas de investigación

OE1. - RQ1. ¿El estudio del mapeo sistemático arrojará como resultado conclusiones importantes referentes a los niveles del servicio pre hospitalario de ambulancias?

OE1. - RQ2. ¿Las técnicas de minería de datos arrojaran un estudio que permita mejorar la toma de decisiones al servicio prehospitario?

OE2. – RQ1. ¿La aplicación de técnicas de minería de datos, creará un conjunto de patrones eficiente para realizar predicciones de tiempos de respuesta?

OE2. – RQ2. ¿Las identificaciones de patrones de comportamiento ayudarán a la detección de anomalías en la asignación de emergencias con clave roja en el proceso de asignación de una ambulancia?

1.7. Categorización de las variables de investigación

Se ha realizado un análisis de las variables de investigación; con lo cual puede determinar las siguientes variables:

- **Variable dependiente:** Tiempos de respuestas de emergencias pre-hospitalarias.

- **Variable independiente:** Modelo de predicción de tiempos de respuesta y descubrimiento de patrones.

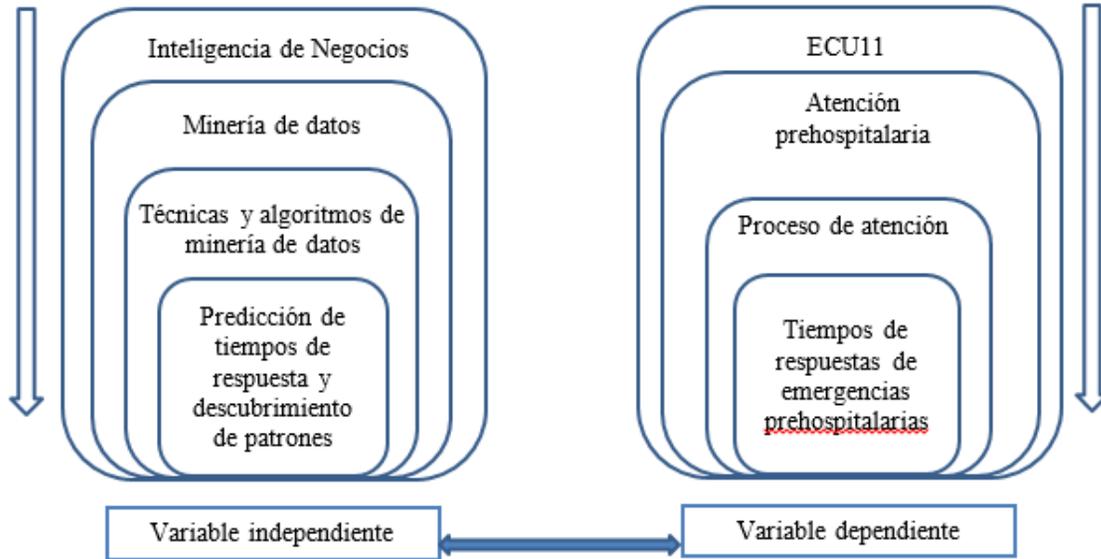


Figura 2. Categorización de las variables

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1. Estado del Arte

Para realizar el Análisis del estado del Arte del arte o se ha utilizado fuentes investigativas en el repositorio de PubMed y IEEEExplore, entre las principales fuentes.

2.1.1. Criterios de inclusión

Los criterios de inclusión que permitan seleccionar información son los siguientes

- Se incluyen trabajos a partir del 2010.
- Se realizó filtros directos en los repositorios tomando como prioridad el tipo research article.
- Se incluyen libros, capítulos de libros, artículos y ponencias, en el caso de este último, siempre y cuando tenga una estructura de artículo científico y esté disponible en la web.

2.1.2. Criterios de Exclusión

Como criterios de exclusión:

- Artículos de minería de datos que no estén relacionados con el tema de estudio.
- Artículos en español.

La búsqueda de los artículos se realizó en el repositorio de PubMed, donde se obtuvieron alrededor de 25 artículos los cuales fueron revisados y seleccionados de acuerdo a los criterios de inclusión y exclusión para finalmente elegir 6 artículos.

Tabla 1*Grupo de Control seleccionado*

Grupo de control	Título	Palabra clave
EC1	Efficacy of the presence of an emergency physician in prehospital major trauma care: A nationwide cohort study in Japan.	Emergency physician; Paramedics; Prehospital; Trauma
EC2	Creative adapting in a fluid environment: an explanatory model of paramedic decision making in the pre-hospital setting.	Decision-making; Emergency Medical Services; Grounded theory; Paramedic judgement; Paramedics; Pre-hospital care
EC3	Early recognition of sepsis through emergency medical services pre-hospital screening.	Emergency medical services; Pre-hospital; Sepsis
EC4	Emergency response time and pre-hospital trauma survival rate of the national ambulance service, Greater Accra (January - December 2014)	Ambulance; Pre-hospital trauma; Response time; Survival
EC5	Evaluating the impact of a national naloxone programme on ambulance attendance at overdose incidents: a controlled time-series analysis.	Ambulance; controlled time-series; evaluation; naloxone; opioid; overdose ambulance systems; geriatric medicine; pre-hospital care
EC6	Pre-hospital rescue times and interventions in severe trauma in Germany and the Netherlands: a matched-pairs analysis	Emergency medical services; Germany; International comparison; Major Trauma; Prehospital care; Rescue times; The Netherlands
EC7	Cluster analyses of association of weather, daily factors and emergent medical conditions.	response time; ambulance service; data mining
EC8	Data mining based on the emergency medical database the association between the reason of calling ambulance service and the medical history of patients.	data mining; diseases; emergency services; medical computing

2.1.1. Construcción de la Cadena de búsqueda

Tabla 2

Palabras claves y su coincidencia con otros artículos

Contex	Key Word	EC	Repetición							
		1	2	3	4	5	6	7	9	
Emergencias pre-hospitalarias	Ambulance Service							1		1
	Pre-hospital care		1			1				2
	Emergency medical services			1				1	1	3
	overdose ambulance systems					1				1
	Paramedics	1								1
Minería de Datos	data mining							1	1	2
	controlled time-series					1				1
	Response time				1			1		1

2.1.2. Cadena de búsqueda

Se formaron 2 cadenas de búsqueda, que luego de probarlas en LibMed y IEEEExplore, la que mayor adopción tuvo con un mejor número de estudios en coherencia con el problema propuesto fue:

((pre-hospital care) OR emergency medical services) AND data mining and time and (predict or decision)

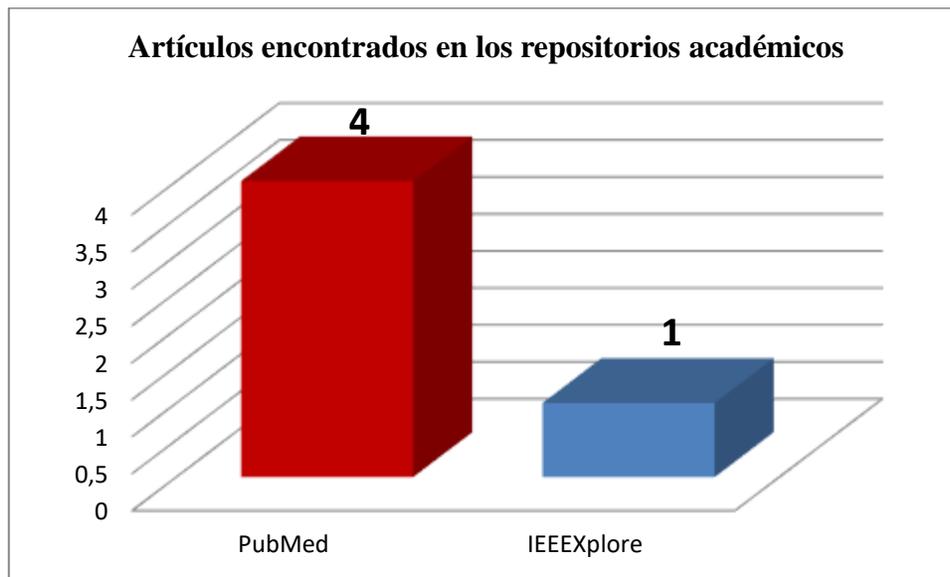


Figura 3. Resultados obtenidos aplicando la cadena de búsqueda

De acuerdo a los resultados obtenidos en la cadena de búsqueda, se ha seleccionado 4 artículos referentes al contexto de la investigación. Realizaremos un breve análisis que, de los artículos escogidos, con el objetivo que contribuya a identificar diferentes escenarios relacionados al tema de investigación:

(Dickson, Asghar, & Siriwardena, 2018) , analiza las características de los pacientes que acudieron al servicio de ambulancia con sospecha de convulsiones, los costos de administración y los factores que predijeron el transporte al hospital. Para su análisis empelaron un diseño transversal utilizando datos clínicos de rutina de un servicio de ambulancia regional del Reino Unido. Se utilizó la regresión logística para identificar los factores predictivos del transporte al hospital a partir de los tiempos de respuesta de las ambulancias, los datos demográficos, los hallazgos clínicos (fisiológicos) y los tratamientos.

(Gholipour, Vahdati, & Notash, 2016) , esta investigación se orienta al servicio médico de emergencia Pre.-Hospitalario (PHEMS), que brinda atención y transporta a los pacientes lesionados desde la escena del accidente hasta el hospital destinado. Los proveedores de PHEMS y los paramédicos se capacitaron en los lineamientos de Apoyo Vital para Trauma Prehospitalario, las evaluaciones incluyeron el tiempo de transferencia, el manejo de las vías respiratorias. Técnica que utilizan para el análisis de tiempos son redes neuronales.

(Huei-Ming, Wei-Zen, & Jhe-Nan, 2016) , es te trabajo analiza datos de emergencias médicas y relaciona la causa de llamas del servicio de ambulancia y el historial médico del paciente. Las afecciones agudas, que hacen que las personas llamen al servicio de ambulancia, pueden derivarse de las enfermedades crónicas. Para el análisis del estudio utiliza técnicas de asociación

(Graham & Bond, 2018) , donde se destaca la utilidad potencial de tres algoritmos comunes de aprendizaje automático para predecir las admisiones de pacientes. La implementación práctica de los modelos desarrollados en este documento en las herramientas de apoyo a la toma de decisiones proporcionaría una instantánea de las admisiones previstas del Departamento de emergencia (ED) médica en un momento dado, permitiendo la planificación anticipada de recursos y evitando los cuellos de botella en el flujo de pacientes, así como la comparación de la admisión prevista y real tarifas Cuando la interpretabilidad es una consideración clave, los ED deben considerar adoptar modelos de regresión lineal, aunque los GBM serán útiles donde la precisión es primordial.

Al realizar la revisión de literatura podemos observar que la aplicación de modelos predictivos utilizando minería de datos en emergencias médicas pre-hospitalarias, es muy amplia, parte de los estudios encontrados se enfocan: en sintomatologías y respuesta a paciente con problemas cardiacos, otro escenario inicia en buscar patrones de comportamiento de pacientes que demandan el servicio de ambulancia, para ello examinan su historial clínico. Las técnicas utilizadas para el análisis de datos es la regresión logística, las cuales aplican ecuaciones lineales y definiendo dos variables, construyen un modelo predictivo. En nuestro caso el enfoque esta aplicado a la etapa de llamada y llegada de la ambulancia, es un campo que al parecer no existe investigaciones.

2.2.Categorización de la Variable Independiente

2.2.1. Inteligencia de Negocios

El término Business Intelligence (BI) “se refiere a tecnologías, aplicaciones y prácticas para la recopilación, integración, análisis y presentación de información comercial basados en datos.” (Howson, 2004).

Podemos mencionar que la Inteligencia de Negocios o BI (Business Intelligence) es “una denominación general para las aplicaciones, la infraestructura, las herramientas y las mejores prácticas que permiten el acceso y el análisis de la información para mejorar y optimizar las decisiones y el desempeño”, (Gartner, 2018).

Otra definición, hace referencia a que el Business Intelligence es la habilidad para transformar los datos en información, y la información en conocimiento, de forma que se pueda

optimizar el proceso de toma de decisiones en los negocios. Desde un punto de vista más pragmático, y asociándolo directamente con las tecnologías de la información, podemos definir Business Intelligence como una serie de herramientas TIC orientadas hacia la consolidación, depuración y transformación de los datos de diferentes tipos de sistemas en información útil para su análisis y explotación directa y obtener así conocimiento, valioso para la toma de decisiones. (Sinnexus, 2015).

2.2.2. Minería de datos

La Minería de Datos es un proceso iterativo de búsqueda de información no trivial en grandes volúmenes de datos (Kantardzic, 2002), que busca generar información similar a la que podría generar un experto humano: patrones, asociaciones, cambios, anomalías y estructuras significativas, (Britos, Hossian, & García-Martínez, 2005).

La minería de datos utiliza diversos métodos estadísticos y de inteligencia artificial con el fin de realizar un análisis exhaustivo e inclusive extraer conocimiento oculto en la información para la toma de decisiones, (Molina L. , 2002)

Las funcionalidades de minería de datos incluyen clasificación, agrupamiento, análisis de asociaciones, análisis de series temporales y análisis de datos atípicos, (Chen, y otros, 2015).

Clasificación es el proceso de encontrar un conjunto de modelos o funciones que describen y distinguen las clases de datos o conceptos, con el fin de predecir la clase de objetos cuya etiqueta de clase es desconocida.

La agrupación analiza los objetos de datos sin consultar un modelo de clase conocido.

El análisis de asociación es el descubrimiento de reglas de asociación que muestran condiciones de valor de atributo que frecuentemente ocurren juntas en un conjunto determinado de datos.

El análisis de series temporales comprende métodos y técnicas para analizar datos de series temporales con el fin de extraer estadísticas significativas y otras características de los datos.

El análisis atípico describe y modela las regularidades o tendencias de los objetos cuyo comportamiento cambia con el tiempo, (Chen, y otros, 2015).

2.3 Metodologías de Minería de Datos

2.3.1. El proceso de KDD

El proceso de KDD (Knowledge Discovery in Database) que se traduciría como el descubrimiento del conocimiento en una base de datos, inicia con una fase inicial correspondiente a la identificación de los datos. Una siguiente fase consiste en seleccionar los datos que son útiles al objetivo del análisis planteado. Seguidamente se tiene una fase de preparación de los datos dándoles el formato adecuado. Posteriormente, llega la fase denominada de minería de datos, en donde se aplican los conceptos y técnicas necesarias alineadas a los objetivos planteados inicialmente. La fase final consiste en el análisis de la información que ha sido procesada, que va a generar el conocimiento. (Fayyad, 1996).

KDD es un proceso de carácter continuo que permite la interacción con el usuario e involucra una serie de etapas e incluye múltiples decisiones que deben ser analizadas y seleccionadas por el usuario, en donde básicamente se establecen las siguientes fases o etapas (Fayyad, 1996):

- Identificar y comprender el dominio de la aplicación, estableciendo las directrices y conocimiento necesario para garantizar el cumplimiento de los objetivos del usuario final.
- Seleccionar y crear adecuadamente el conjunto de datos, a través de la selección del subconjunto de variables sobre los cuales se va a realizar el identificar algún patrón de comportamiento.
- Efectuar tareas de limpieza y preprocesamiento de los datos, a través de la recolección de la información que incluya las características necesarias para su procesamiento, estableciendo las estrategias que permitan mitigar situaciones en donde no se disponga de los campos de datos, cambios dinámicos de información, tiempos de respuesta, entre otros.
- Reducción de los datos y proyección, con la finalidad de hallar las características o particularidades más relevantes para representar los datos, alineados a los objetivos del proceso. Se pueden reducir el número de variables efectivas a ser analizadas, así como también identificar otras representaciones de los datos, a través de diferentes métodos de transformación.
- Elegir la tarea de Minería de Datos: Decidir si el objetivo del proceso de KDD es: Regresión, Clasificación, Agrupamiento, etc.
- Elección del algoritmo(s) de Minería de Datos: Selección del método(s) a ser utilizado para buscar los patrones en los datos. Incluye además la decisión sobre que modelos y parámetros pueden ser los más apropiados.

- Minería de Datos: Consiste en la búsqueda de los patrones de interés en una determinada forma de representación o sobre un conjunto de representaciones, utilizando para ello métodos de clasificación, reglas o árboles, regresión, agrupación, etc.
- Interpretación de los patrones encontrados. Dependiendo de los resultados, a veces se hace necesario regresar a uno de los pasos anteriores.
- Consolidación del conocimiento descubierto: consiste en la incorporación de este conocimiento al funcionamiento del sistema, o simplemente documentación e información a las partes interesadas.

El proceso de KDD puede involucrar varias iteraciones y puede contener ciclos entre dos de cualquiera de los pasos. La mayoría de los trabajos que se han realizado sobre KDD se centran en la etapa de minería. Sin embargo, los otros pasos se consideran importantes para el éxito del KDD. Por eso aunque la Minería de Datos es una parte del proceso completo de KDD (Fayyad, 1996), en buena parte de la literatura los términos Minería de Datos y KDD se identifican como si fueran lo mismo.

2.4.Técnicas de minería de datos

Las técnicas de Minería de Datos basan su clasificación en dos grandes categorías: Supervisadas (Predictivas) y No Supervisadas (Descriptivas). La técnica es un enfoque conceptual que permite extraer información de los datos y, por lo general es implementada por varios algoritmos. En la práctica, cada algoritmo representa una manera de desarrollar una específica técnica paso a paso; por lo que, es indispensable tener una comprensión de alto nivel de los algoritmos para conocer cuál de tantas técnicas son las más apropiadas para cada problema;

adicionalmente, es necesario entender las características y los parámetros de los algoritmos para preparar los datos a analizar, (Molina M. G., 2006).

2.4.1. Agrupamiento (Clustering)

También llamada agrupamiento (Molina M. G., 2006), consiste en identificar tipologías o grupos donde los elementos tienden a guardar similitudes entre sí y varias diferencias con otros grupos que lo rodean. Así se puede segmentar los datos a analizar sean estos: el conjunto de valores, el conjunto de anomalías o de índices financieros, el espectro de observaciones tiempos de respuesta, el conjunto de zonas de riesgo, el conjunto de servidores públicos y de sucursales u oficinas, etc. La segmentación ha tomado interés desde hace algún tiempo dadas las importantes ventajas que contribuye brindar tratamiento a grandes colectivos de forma. Las herramientas de segmentación utilizan técnicas de carácter estadístico, sus algoritmos se basan en modelos matemáticos, generan reglas y aplican redes neuronales para el tratamiento de los datos. En el caso del proceso de texto y documentos la técnica de agrupación o segmentación, usa el reconocimiento de conceptos. Esta técnica prepara la información para después hacer un análisis de clasificación sobre los clusters (Molina M. G., 2006).

2.4.2. K-Means

Este método construye una partición de una base de datos D de n objetos en un conjunto de k grupos, buscando optimizar el criterio de particionamiento elegido. En K-Means cada grupo está representado por su centro [Britos et al., 2005]. Tiene como objetivo la partición de un conjunto de

n observaciones en k grupos en el que cada observación pertenece al grupo cuyo valor medio es más cercano.

2.4.3. Regresión Lineal

La regresión lineal (Dobson, 1990) , parte de un modelamiento de datos usando una línea recta, en su forma más simple. En su proceso de aplicación utiliza dos variables, una variable aleatoria, también llamada de respuesta, que está en función lineal de otra variable aleatoria, llamada variable predictora, definida por la ecuación:

$$\text{Ecuación 1: } y = a + bx$$

En esta ecuación 1, la variación de “y” se presume que es constante, y “a” y “b” son los coeficientes de regresión que especifican la intersección con el eje de ordenadas, y la pendiente de la recta, respectivamente.

La regresión lineal permite identificar relaciones entre variables numéricas y construir modelos de regresión: 1 variable salida y múltiples entradas numéricas. Se consideran relaciones de una variable de salida (dependiente) con múltiples variables de entrada (independientes), (Molina & García, 2006)

2.4.4. Árboles de Predicción

La técnica de árboles de predicción numérica su método es similar a los árboles de decisión, excepto en que la clase a predecir es continua. Con este argumento, cada nodo almacena un valor

de clase consistente en la media de las instancias que se clasifican con esa hoja, en cuyo caso se trataría de la aplicación de un árbol de regresión, o bien un modelo lineal que predice el valor de la clase. En el caso del algoritmo M5 (Witten & Frank, 2000), se trata de obtener un árbol de modelos, si bien se puede utilizar para obtener un árbol de regresión, por ser éste un caso específico de árbol de modelos. Mientras que en el caso de los árboles de decisión se emplea la entropía de clases para definir el atributo con el que dividir, en el caso de la predicción numérica se emplea la varianza del error en cada hoja. Una vez construido el árbol que clasifica las instancias se realiza la poda del mismo, tras lo cual, se obtiene para cada nodo hoja una constante en el caso de los árboles de regresión o un plano de regresión en el caso de árboles de modelos. En éste último caso, los atributos que formarán parte de la regresión serán aquellos que participaban en el subárbol que ha sido podado.

2.4.5. Redes Neuronales

Es un modelo simplificado que emula el modo en que el cerebro humano procesa la información: Funciona simultaneando un número elevado de unidades de procesamiento interconectadas que parecen versiones abstractas de neuronas.

Las unidades de procesamiento se organizan en capas. Hay tres partes normalmente en una red neuronal: una capa de entrada, con unidades que representan los campos de entrada; una o varias capas ocultas; y una capa de salida, con una unidad o unidades que representa el campo o los campos de destino. Las unidades se conectan con fuerzas de conexión variables (o ponderaciones). Los datos de entrada se presentan en la primera capa, y los valores se

propagan desde cada neurona hasta cada neurona de la capa siguiente. al final, se envía un resultado desde la capa de salida.

La red aprende examinando los registros individuales, generando una predicción para cada registro y realizando ajustes a las ponderaciones cuando realiza una predicción incorrecta. Este proceso se repite muchas veces y la red sigue mejorando sus predicciones hasta haber alcanzado uno o varios criterios de parada, (IBM Knowledge Center, 2016).

2.4.6. Data Cleaning

La limpieza de datos (data cleaning, data cleaning, o data scrubbing) es un proceso fundamental en la migración de datos. Su preocupación principal es la calidad de datos obtenida al final de la migración. La limpieza de datos es particularmente importante cuando los datos vienen de fuentes de datos heterogéneas que no pueden compartir el mismo esquema de datos o pueden representar la misma entidad real de maneras diferentes, (Sánchez, 2018).

2.5. Categorización de la Variable Dependiente

2.5.1. Sistema integrado de Seguridad ECU911

El Sistema Integrado de Seguridad ECU-911, fue creado a través de decreto ejecutivo número 988, de 13 de enero de 2012, (Implementación del Servicio Integrado de Seguridad ECU-911, 2012).

El ECU911 tiene como propósito, gestionar en todo el territorio ecuatoriano, la atención de las situaciones de emergencia de la ciudadanía, reportadas a través del número 911, y las que se generen por video vigilancia y monitoreo de alarmas, mediante el despacho de recursos de respuesta especializados pertenecientes a organismos públicos y privados.

2.5.2. Servicio Pre-hospitalario

Se define como el conjunto de actividades, procedimientos, recursos , intervenciones y terapéutica prehospitalaria, encaminadas a prestar atención en salud a aquellas personas que han sufrido una alteración aguda de su integridad física o mental, causada por trauma o enfermedad de cualquier etiología, tendiente a preservar la vida y a disminuir las complicaciones y riesgos de invalidez y muerte, en el sitio de ocurrencia del evento y durante su traslado hasta la admisión en la institución asistencial. Por su idoneidad y competencia, debe ser brindada por un Profesional, Tecnólogo o Técnico en Atención Pre-hospitalaria, (Tique, 2007).

CAPÍTULO III: ANÁLISIS CASO DE ESTUDIO

3.1. Servicio Integrado de Seguridad

En el Ecuador la Institución responsable de gestionar en todo el territorio la atención de emergencias de la ciudadanía, que se reportan a través del número 911, generadas por videovigilancia y monitoreo de alarmas, mediante el despacho de recursos de respuesta especializados pertenecientes a organismos públicos y privados articulados al ECU991, con la finalidad de contribuir de manera permanente a la consecución y mantenimiento de la seguridad integral ciudadana, (ECU911 S. I., 2017).

Los organismos integrados al sistema del ECU991 (Figura 5) encargados de la atención de emergencias son: Policía Nacional, Fuerzas Armadas, Cuerpo de Bomberos, Comisión Nacional de Tránsito, Ministerio de Salud Pública, Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social, Secretaría de Gestión de Riesgos, Cruz Roja Ecuatoriana, y otros organismos locales.



Figura 4. Modelo de Gestión del ECU911

Fuente: (ECU911, 2019)

3.1.1. Evaluadores de llamadas de emergencia

El grupo humano encargado de atender las llamadas de emergencia, identificar, analizar y clasificar la emergencia para luego asignarla a la institución de auxilio correspondiente.

3.1.2. Sala de Operaciones

La sala de operaciones es el lugar donde se reciben las llamadas de emergencia, se procede a identificar y se clasifica el tipo de incidente, a continuación, se coordina el envío del auxilio inmediato dependiendo de la institución aliada a la que le corresponda. La sala de operaciones está compuesta por consolas, cada una de ellas es manejada por un operador, que dispone de una pantalla S.I.S ECU991 con la cual maneja el proceso de recolección de datos de la emergencia, clasificación de la emergencia, asignación de la emergencia, envío, consolidación, despacho y seguimiento de la emergencia.

- Pantalla Mapa GIS (Sistema de Georreferenciación) En esta pantalla se maneja la localización exacta de la emergencia, a través de coordenadas satelitales.

Cada consola contiene un teléfono analógico. Cada evaluador y despachador posee su propio headset para conectarse al teléfono analógico.

3.1.3. Funcionamiento de la sala de operaciones

La sala de operaciones está dividida en dos partes: área de llamadas y el área de despacho. A continuación, detallaremos como funciona cada área y como está compuesta.

3.1.4. Área de llamadas

En este sitio es donde se reciben las alertas (Reyes, 2015), telefónicas, es decir las llamadas de emergencia. El evaluador de llamadas de emergencia debe atender la llamada telefónica y

obtener los datos de la emergencia entre estos: qué tipo de emergencia es, localización exacta de la emergencia, probabilidad de heridos y sobre todo debe verificar la validez de la emergencia, si es real o no. Luego de obtenida la información, el evaluador crea una ficha en el que se detalla la situación de la emergencia, se designa y se clasifica el tipo de institución de auxilio (Policía, Bombero, Salud, Riesgos etc.) a la que será destinada; este documento es enviado a la consola de la institución de auxilio a la que le corresponde el despacho de la emergencia. El tiempo máximo para la elaboración y envío de la ficha es de 2 minutos: 30 segundos. Todo el proceso de atención de llamadas de emergencia es supervisado las 24 horas del día por el supervisor de llamadas de turno encargado.

3.1.5. Área de despacho

Esta área está conformada por los despachadores de las instituciones aliadas, es decir: Personal de Policía Nacional, Cuerpo de bomberos, Ministerio de salud pública, Secretaría Nacional de Gestión de riesgos, Agencia Nacional de tránsito y la Corporación Nacional de Electricidad. En esta área se despachan las emergencias recibidas a través de las fichas o documentos electrónicos recibidos desde el área de llamadas. Cuando el despachador de emergencias recibe una ficha, la analiza y procede a coordinar la emergencia con los recursos que tiene disponibles, el 40 despachador de emergencia debe seguir el proceso de ayuda desde que inicia hasta que finaliza la emergencia, creando un reporte detallado al final de cada turno el cual es entregado al supervisor de despacho quien entrega el informe al grupo de trabajo que lo releva. El proceso de despacho de emergencias es monitorizado y seguido las 24 horas del día por el supervisor de despacho del turno encargado.

3.1.6. Gestión de la emergencia

El proceso de atención de emergencia se basa en el intercambio de información para conocer y analizar en distintas circunstancias, el desarrollo y comportamiento del incidente. La gestión para la atención de la emergencia se desarrolla en dos procesos paralelos; por un lado, la recepción, el registro de llamadas, evaluación simultánea del incidente y levantamiento de una ficha, y posteriormente, el despacho de personal y de los recursos georeferenciados hasta la solución integral del incidente, (Reyes, 2015)

3.1.7. Tipos de Emergencias

El Sistema I.S.I ECU966, clasifica los tipos de emergencias en 7 categorías, conforme se observa en la Figura 6. Cada una de estas categorías

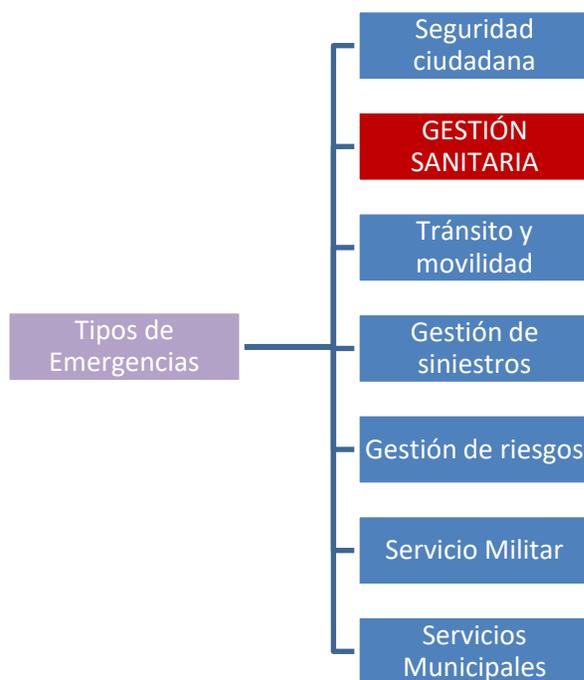


Figura 5. Tipos de incidentes

3.2.Comprensión del Negocio

El presente estudio se enfoca en analizar los tiempos de respuesta de emergencias Pre-hospitalarias en la categoría de incidente de Gestión Sanitaria, en los circuitos de Calderón, Centro Histórico, El Calzado, y Sangolquí registrados por ECU991 en el año 2018, según la estructura establecida por ECU991 que identifica tres tiempos:

- **Tiempo de asignación del recurso (TAR):** identificado como el tiempo desde que el despachador abre la ficha hasta que se asigna un recurso para que atienda la emergencia o incidente.
- **Tiempo de arribo del recurso (TARE):** Se determina desde que el recurso material es asignado hasta que llega al sitio de la emergencia o incidente.
- **Tiempo de reacción institucional (TRI):** Se define como el tiempo desde que se abre la ficha hasta que llega el recurso al sitio de la emergencia o incidente

Este proceso de la estructura de tiempos, inicia con el ingreso de la llamada de emergencias receptada por el evaluador, el cual llena la ficha con la información básica y asigna el recurso, el tiempo transcurrido en este primer momento se identifica como TAR. El evaluar pasa la llamada a la institución relacionada con el incidente en este caso Gestión Sanitaria quien brinda soporte telefónico hasta que llegue la unidad al sitio de emergencia, este segundo momento se identifica como TARE, y la suma de TAR y TARE se identifica como TRI, conforme muestra la Figura 7.

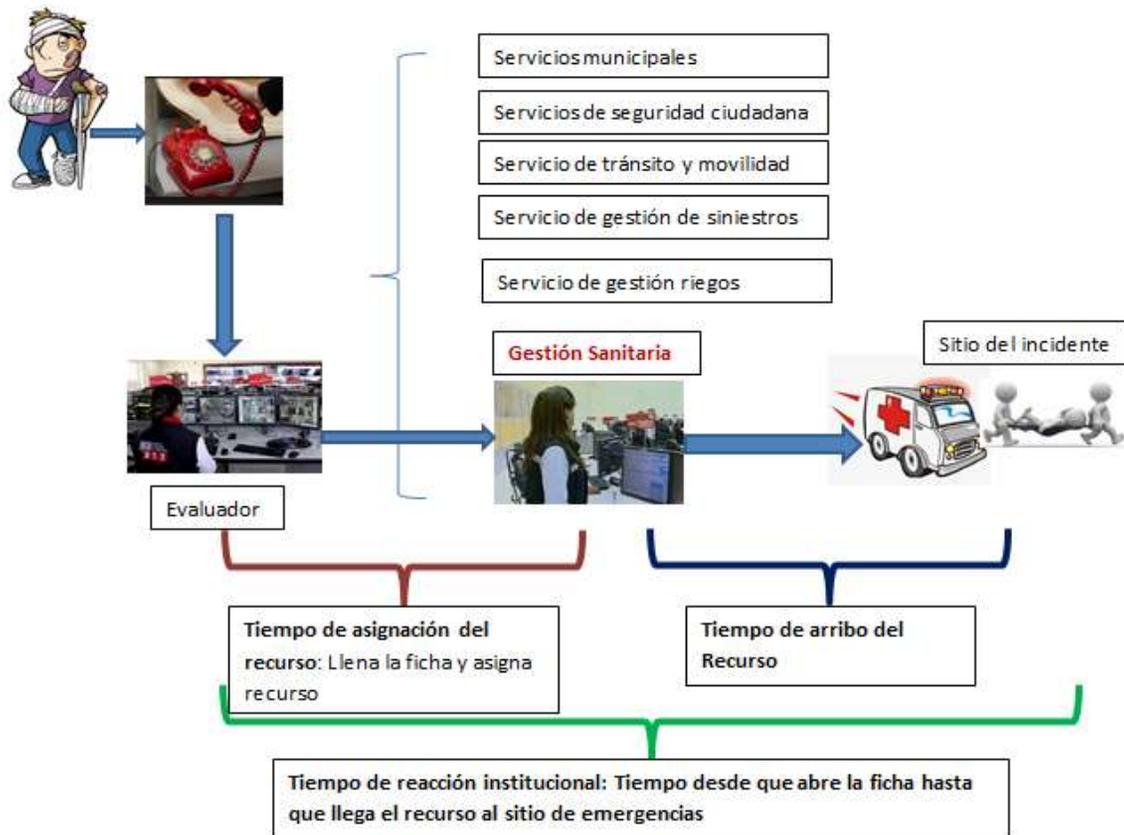


Figura 6. Procedimiento atención de emergencias

3.2.1. Objetivos del Negocio

- Identificar la combinación de factores que influyen en el tiempo de respuesta de emergencias.
- Determinar los tiempos de respuesta en relación a la clase de incidente según la categoría Gestión Sanitaria.
- Utilizar los resultados del modelo como un insumo para mejorar el servicio pre-hospitalario.

3.2.2. Criterios de éxito del negocio

- Disponibilidad de información confiable y consistente para el análisis de la investigación.
- Facilidades de visitar el ECU991 para la comprensión del negocio.

3.2.3. Inventario de recursos

La obtención de datos que se utilizan para el desarrollo de este proyecto, es un archivo de Excel con variables seleccionadas de los incidentes de categoría de Gestión Sanitaria.

Los recursos humanos disponibles para la ejecución del proyecto:

Tabla 3

Recurso humanos disponibles para el Proyecto

Rol desempeño	Persona
Investigador	Ing. Hugo Fiallos
Experto en el dominio	Director Nacional del Servicio Pre-hospitalario del Ministerio de Salud. Operador de la Sala de Incidentes del ECU911

3.2.4. Objetivos de la minería de datos

Se aplicará minería de datos a la data obtenida de emergencias prehospitalarias, analizando los circuitos que identifican el sitio de emergencias, los tipos de incidentes, y la predicción del tiempo de respuestas institucional.

- Determinar el comportamiento de incidentes según el circuito: El Cazado, Centro Histórico, Calderón, y Sangolquí.
- Predecir el tiempo de respuestas institucional para atender una emergencia prehospitalaria.
- Identificar el tipo de incidente de mayor atención.

3.2.5. Realización del Plan del Proyecto

El proyecto se dividió en las siguientes etapas, como muestra la Tabla 3.

Tabla 4

Actividades del Proyecto

Actividades	Duración
Entendimiento del Negocio	15
Entendimiento de los Datos	20
Preparación de Datos	20
Modelado	15
Evaluación	10
Presentación de Resultado	5
Revisión del Proyecto	5
TOTAL DE DÍAS	90

3.2.6. Evaluación de herramientas y técnicas

En este proyecto se seleccionó el programa de minería de datos Rapid Miner, utilizamos la versión Educational de libre uso. Este, según el cuadrante mágico de Gartner, se ubica en el cuadrante de los líderes.

Figure 1. Magic Quadrant for Data Science and Machine Learning Platforms



Figura 7. Cuadrante de Gartner, Herramientas de Minería de Datos
Fuente: (Gartner, Magic quadrant for data science and machine learning platforms, 2018)

Entre sus ventajas podemos mencionar: dispone de una interfaz gráfica, amplia gama de algoritmos para los modelamientos, su versión de acceso y uso libre.

3.3. Fases de entendimiento

3.3.1. Recolección de datos

La información utilizada en este proyecto, son datos registrados por ECU911 referente a emergencias pre-hospitalarias del año 2018, en la categoría gestión sanitaria, en formato Excel. Se dispone de 8 campos que las describimos con la tabla 5:

Tabla 5*Descripción de los campos*

Nombre del Campo	Descripción	Tipo de Dato
IncidentTime_Mes	Registra el mes del incidente	Texto
IncidentTime_Dia	Registra el día del incidente	Texto
Incidente_Hora	Registra la hora del incidente	Hora
Circuito	Registra el lugar (circuito: Calzado, Centro Histórico, calderón, Sangolquí)	Texto
OldIncidentTypeName	Tipo de Incidente	Texto
TAR	Tiempo de asignación del recurso	Hora
TARE	Tiempo de arribo del recurso	Hora
TRI	Tiempo de reacción institucional	Hora

3.3.2. Exploración de datos

Una vez obtenidos los datos es importante realizar una exploración de los mismos para relacionarnos con su información. Las atenciones de emergencia pre-hospitalaria que mayormente han sido atendidas se ubican en el mes de mayo, según la Figura 9.

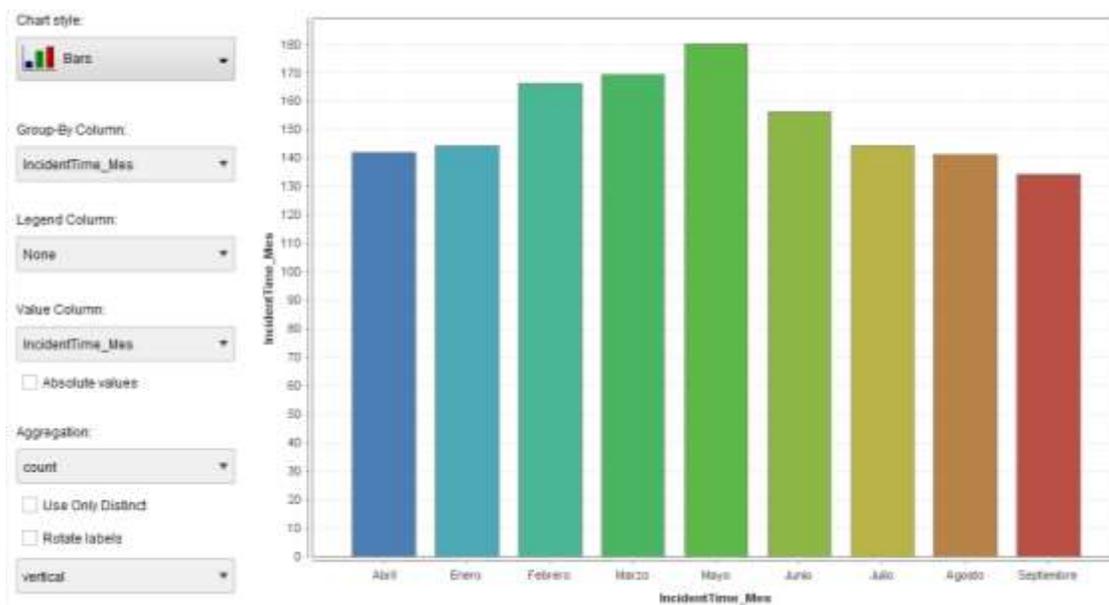


Figura 8. Emergencias pre-hospitalarias por mes

Los días de mayor demanda de emergencias pre-hospitalarias con categoría de gestión sanitaria, se ubica en el día sábado, seguido por el día domingo. Igualmente, los días de menor demanda son los días lunes y jueves, como muestra la Figura 10.

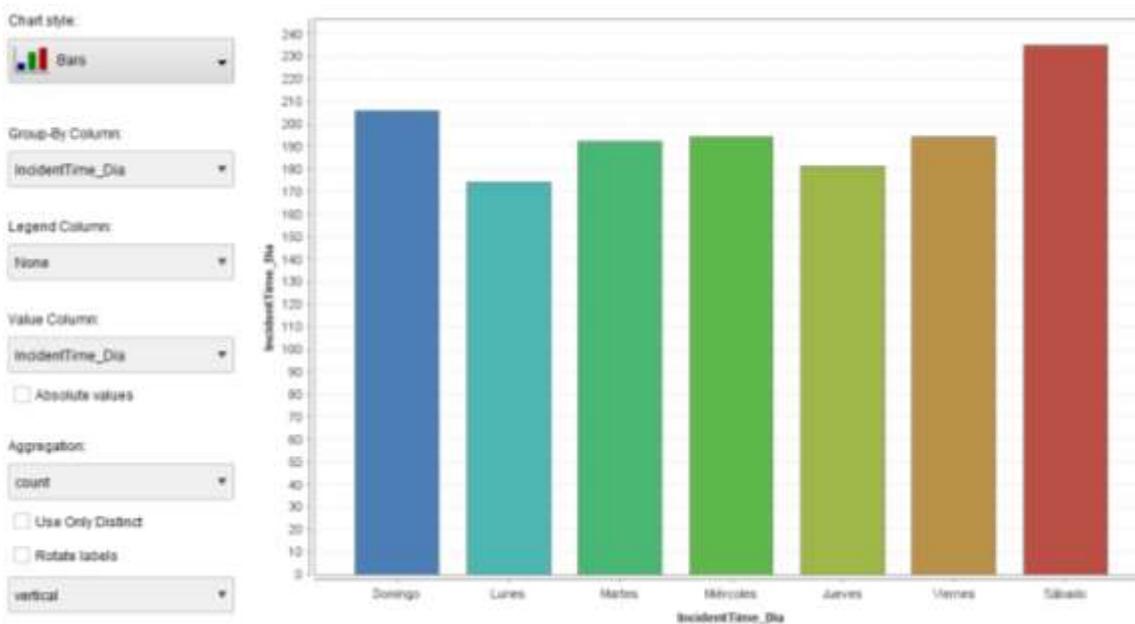


Figura 9. Emergencias pre-hospitalarias por días de la semana

En el circuito que se observa un mayor número de atenciones de emergencias pre-hospitalarias es en el Centro Histórica, seguido por el circuito de Calzado. Se observa también que los circuitos de menor demanda de los cuatro son Calderón y Sangolquí, como muestra la Figura 11.

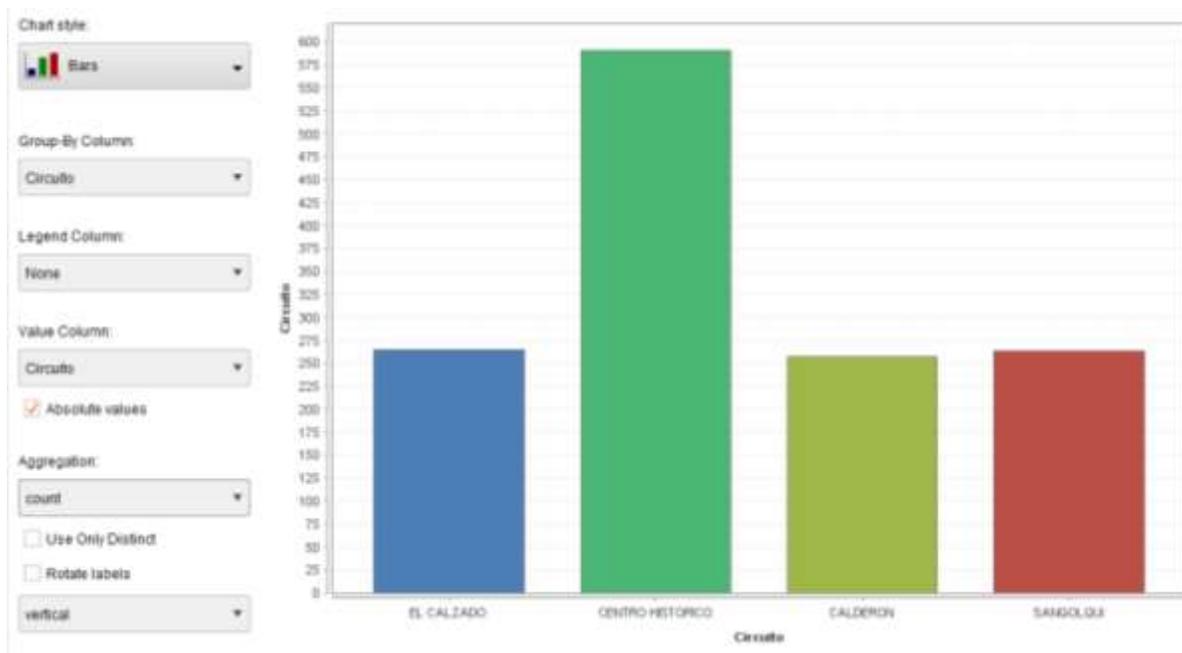


Figura 10. Circuitos vs emergencias pre-hospitalarias

3.3.3. Verificar la calidad datos

Para disponer de una vista global de la calidad de datos, procedemos a verificar la presencia de datos atípicos de las principales variables objetos de estudio:

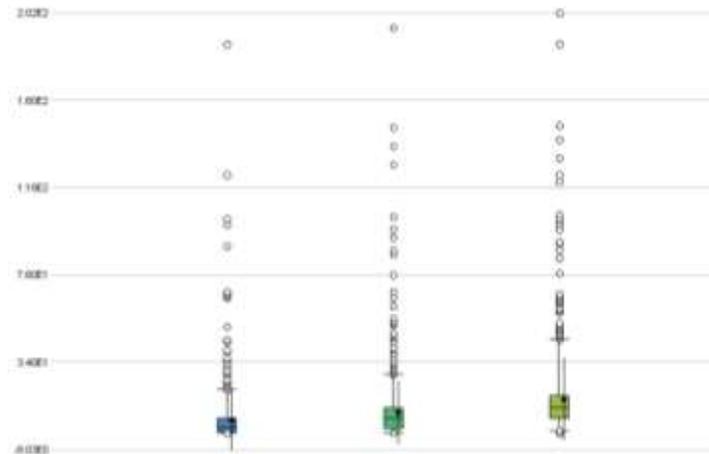


Figura 11. Valores atípicos de los rangos de tiempos de respuesta

Podemos observar que los datos referentes a los tiempos de: asignación de recursos; arribo del recurso al sitio y el tiempo de reacción institucional, disponen de un porcentaje minoritario de datos atípicos, en general los datos tienen un margen de calidad aceptable.

Las emergencias pre-hospitalarias en la categoría gestión sanitaria, manejan siete tipos de incidentes. El incidente de mayor demanda son las emergencias de eventos clínicos, seguido por los incidentes traumáticos / lesión / caídas. Mientras los incidentes con menor demanda son: consulta médica y transporte secundario, como muestra la Figura 12.

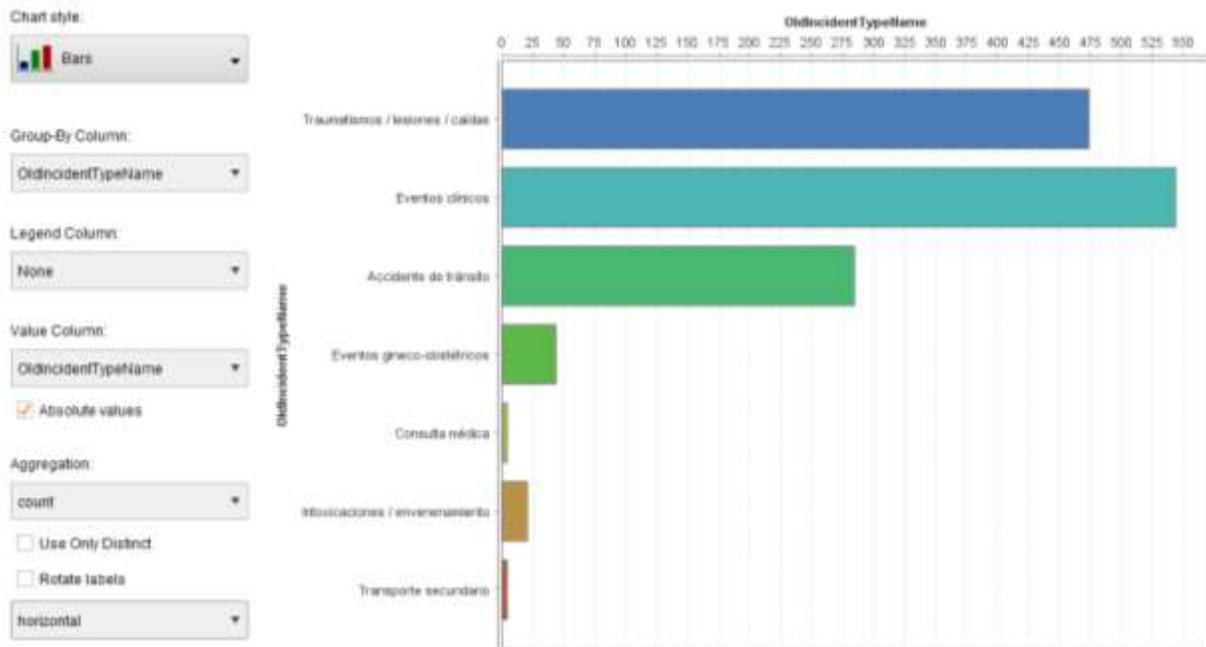


Figura 12. Tipo de incidente en la categoría gestión sanitaria

En la Figura 13, muestra el comportamiento de las atenciones de emergencias pre-hospitalarias versus las horas del día. Podemos observar que se inicia a incrementarse la demanda de atenciones de emergencias desde las 7H00 las 23H00, y disminuye a las 2H00 hasta las 6H00

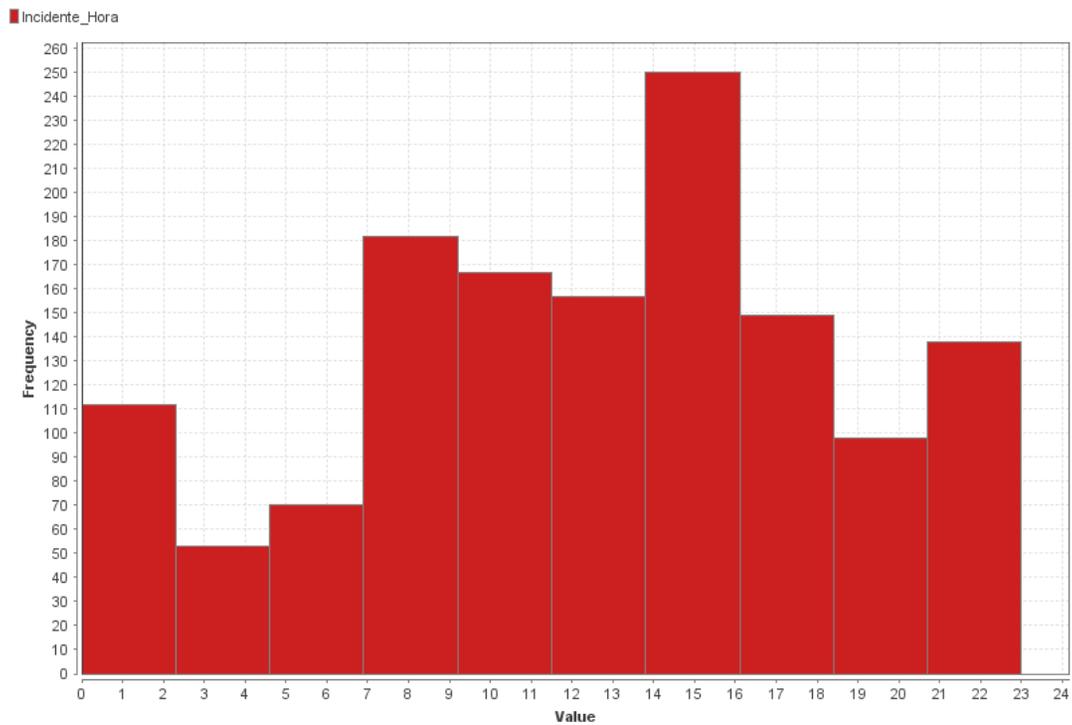


Figura 13. Hora del día de atención de emergencias pre-hospitalarias

3.4.Fase de Preparación de Datos

3.4.1. Selección de datos

La data que se dispone para el estudio del registro de tiempos de emergencias pre-hospitalarias en el ámbito de Gestión Sanitaria, existen variables que fueron excluidas, al considerar que no interviene en la investigación de este proyecto:

Tabla 6*Variables de exclusión*

Variable	Descripción	Motivo de exclusión
Distrito	Distrito	Se lo manejará por Circuito
IncidentDisposalPersonName	Nombre del Evaluador	No es significativa
Area	Si es rural o urbana	No es significativa

Tabla 7*Variables de inclusión*

Variable	Descripción	Motivo de inclusión
TAR	Tiempo de asignación del recurso	Es una variable significativa para el objetivo del estudios
TARE	Tiempo de arribo del recurso al sitio	Es una variable significativa para el objetivo del estudios
TRI	Tiempo de respuesta institucional	Es una variable significativa objetivo del estudio
OldIncidentTypeName	Tipo de incidente	Identifica el tipo de incidente en la categoría Gestión Sanitaria
Circuito	Nombre del circuito	Identifica cuatro circuitos objetivos de estudio.
HoraIncidente	Hora de Incidente	Muestra la hora que solicitan la emergencias pre hospitalaria

3.4.2. Limpieza de datos

Esta etapa, es importante para disminuir o eliminar ruidos y la posible inconsistencia de los datos, para ellos una vez identificados los valores atípicos, procedimos a eliminarlos del conjunto de datos. En este proceso utilizaremos el operador Detect Outlier, aplicando el algoritmo LOF que identifica áreas con similar densidad y descarta al resto en base a la distancia configurada. Este operador es un componente del programa Rapid Miner. En la Figura 13 se muestra el proceso de extracción de outliers del conjunto de datos:

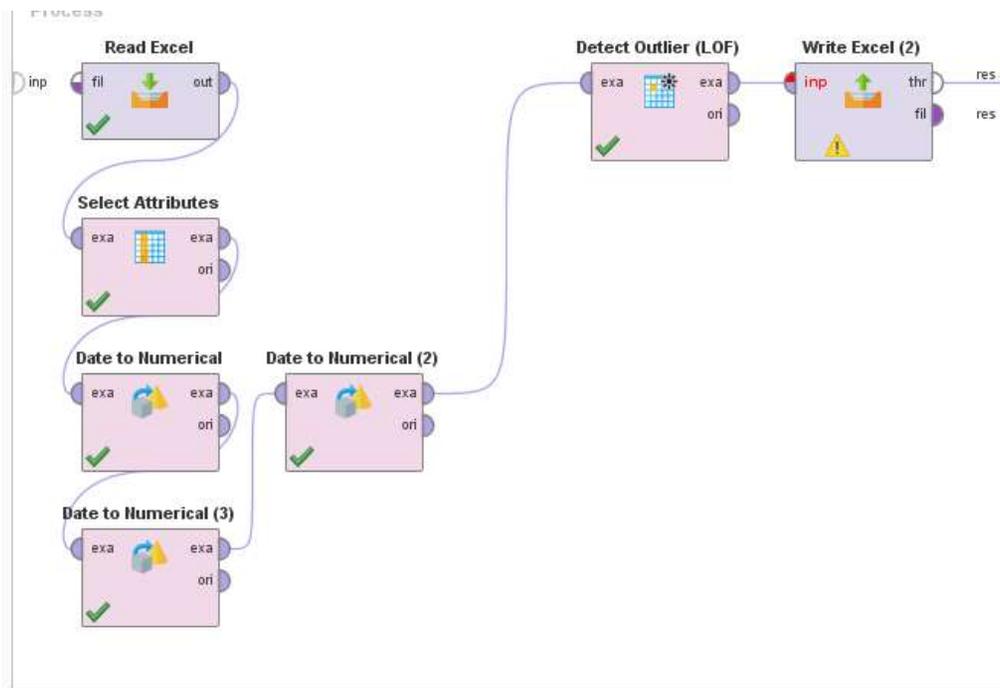


Figura 14. Proceso de extracción de outliers

Una vez que se aplicó el proceso, se descartó los elementos atípicos. La Figura 14 muestra el diagrama de caja de los tiempos de respuesta en cada etapa.



Figura 15. Proceso de extracción de outliers

3.4.3. Construcción de datos

Primero procedimos a eliminar del conjunto de datos, las columnas de las variables de exclusión mostradas en la tabla 5, con el fin de realizar más eficiente el trabajo de la carga y procesamiento de datos.

En la variable OldIncidentTypeName, se procedió a normalizar las letras de los tipos de incidentes, se observó diferentes asignaciones de letras mayúsculas para el mismo incidente.

3.4.4. Integración de datos

Se procedió a disponer en un solo archivo en Excel las variables de inclusión pertinente para realizar el estudio de minería de datos.

3.5. Modelado

En esta etapa de la metodología se seleccionó la técnica más apropiada que nos permitió reflejar los objetivos planteados en el proyecto de aplicación de minería de datos. Se construyó los modelos aplicando diferentes técnicas, obteniendo resultados, que fueron comparados con el fin de especificar los modelos predictivos más ajustados a nuestros objetivos de estudios

3.5.1. Selección de la técnica de modelamientos

De la revisión del estado del arte mencionado en el capítulo 1, hay técnicas de minería de datos que se ha utilizado en el ámbito de emergencias pre-hospitalarias y tiempos de respuestas. En el trabajo de “Análisis, pronóstico de la demanda y necesidades de personal en un call center de emergencias sanitarias”, se utiliza Regresión Lineal para el pronóstico de llamadas perdidas y como instrumentos de clasificación de llamas Redes Neuronales (Díaz, 2014). En el estudio de “Data mining based on the emergency medical database the association between the reason of calling ambulance service and the medical history of patients”, utiliza técnicas de asociación (Huei-Ming, Wei-Zen, & Jhe-Nan, 2016). Con este antecedente crearemos 4 modelos implementando las siguientes técnicas de modelos predictivos:

- Regresión Lineal
- Redes Neuronales:
- K-Mean
- K-NN

Los cuatro modelos propuestos para el análisis, enfocaremos en la variable TRI que es el tiempo de respuesta de vehículos de emergencia en llegar al sitio del incidente, y la relación o influencia de las variables: circuito, tipo de incidente, y tiempo de asignación del recurso.

3.5.2. Generación del diseño de pruebas

En esta sección definimos el proceso que se aplicara para la validación de los modelos

Entrada: Los datos de emergencias pre-hospitalarias año 2018.

Proceso: Se divide el conjunto de datos en dos partes, uno de ellos para el entrenamiento y el otro para evaluar el rendimiento, en un porcentaje de 70% y 30% correspondientemente.

Salida: Se tomara en cuenta el indicador el error cuadrático medio o RMSE³; La suma del valor real y su predicción anual.

3.5.3. Selección de variables

Para la generación de los modelos las variables relevantes que se utilizará son:

- Tri: es el tiempo que demora la ambulancia en llegar al sitio de la emergencia
- Circuito: es el sitio donde se produce las emergencias: Calderón; Centro Histórico; El Calzado; y Sangolquí
- Tar: es el tiempo que se demora el evaluador en asignar la ambulancia
- Tipo de incidente: registra el tipo de incidentes en la categoría gestión sanitaria
- Hora de incidente: indica la hora en que se realiza la llamada de emergencias prehospitalarias.

³ Root Mean Squared Error

3.5.4. Regresión Lineal

En la aplicación de esta técnica, consideramos a la variable TRI como predictoria, en función de las variables: circuito, del tiempo de asignación del recurso (TAR), tipo y hora del incidente.

La Figura 16, muestra el modelo de regresión lineal creado en RapidMiner, utilizamos una tolerancia de 0,05. Este parámetro indica la actividad de la variable como combinación lineal de las restantes.

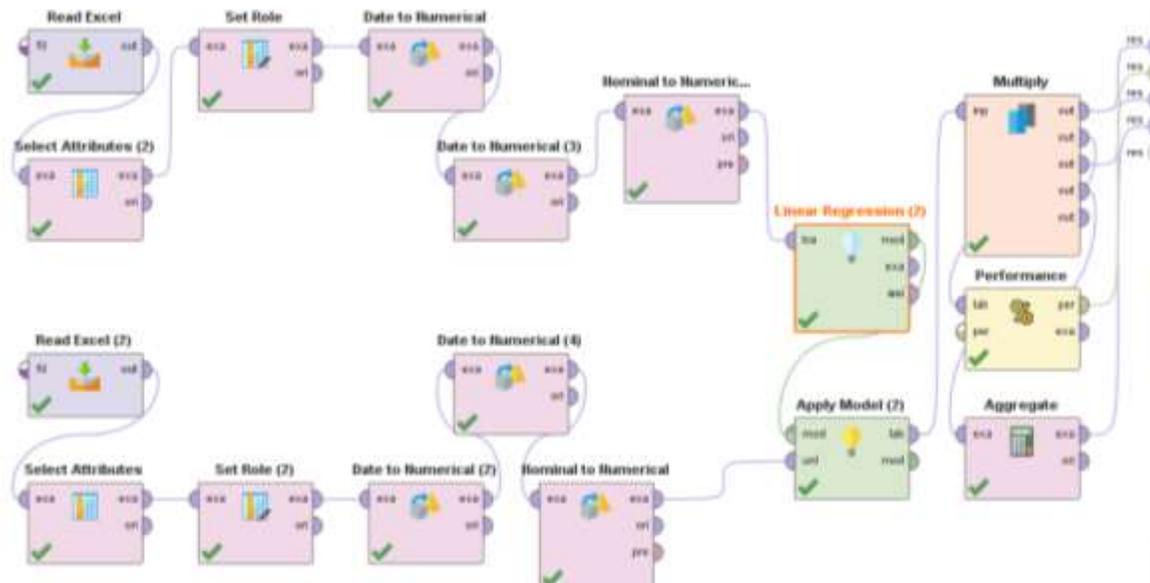


Figura 16. Aplicación del modelo regresión lineal

La variable predictoria del modelo, es el tiempo de respuesta institucional (TRI), y actúa como variable dependiente. Mientras el Circuito, el tiempo de asignación del recurso (TAR) y el tipo de incidente, representan las variables independiente. En la matriz Figura 17, se muestra indicadores estadísticos, los coeficientes, el valor p, entre otros.

Attribute	Coefficient	Std. Error	Std. Coefficient	Tolerance	t-Stat	p-Value	Code
Circuito = EL CALZ...	-0.581	0.883	-0.022	1.000	-0.658	0.511	
Circuito = CENTRO...	-0.959	0.748	-0.047	0.970	-1.282	0.200	
Circuito = CALDER...	2.650	0.885	0.102	0.985	2.993	0.003	***
OldincidentTypeNa...	-1.437	0.691	-0.057	0.999	-2.079	0.038	**
TAR	0.759	0.038	0.542	0.994	19.885	0	****
(Intercept)	10.505	0.683	?	?	15.391	0	****

Figura 17. Matriz de regresión lineal

En la Figura 18, muestra el tiempo promedio de la variable dependiente TRI predictoria, en relación a las emergencias por circuito. Observamos que según el modelo el tiempo de respuesta tiene un promedio de 12,5 min.

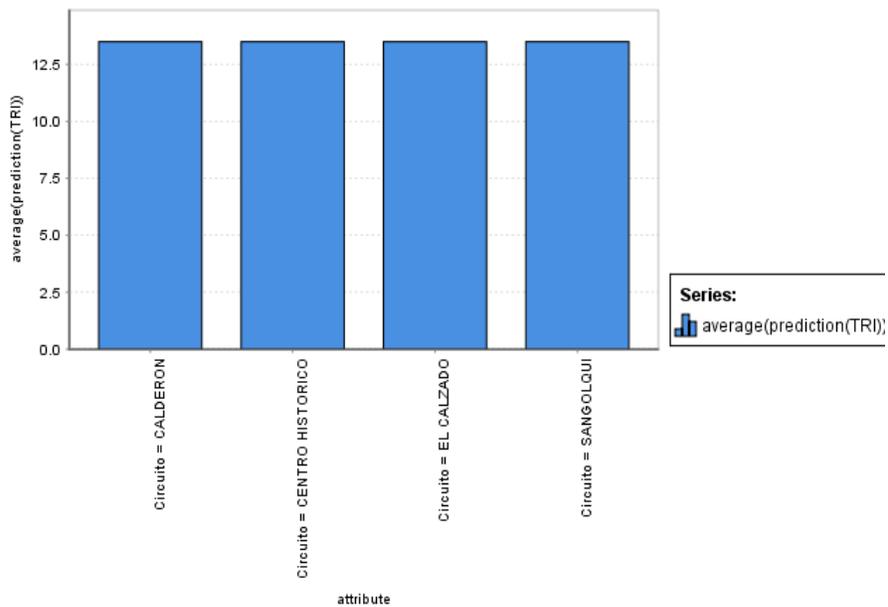


Figura 18. Promedio de tiempo de respuesta vs el circuito

Los indicadores de salida que permitirán realizar las comparaciones de los modelos, en la regresión línea tenemos los siguiente

- Root_mean_squared_error (Error cuadrado medio): 8.819 que indica el promedio de la diferencia que existe entre los datos reales de la variable TRI y su predicción.
- Squared_correlation (Coeficiente de determinación (R^2)): 0.286 nos refleja las variables utilizadas para la predicción existe una relación aceptable.

3.5.5. Modelo Neuro Net

En la ejecución de este algoritmo especificamos el parámetro de ciclos de entrenamiento en 200. Transformamos las variables nominales circuito, tipo de incidente en numéricas utilizando el operador nominal to numerical. La Figura 19, se ilustra el modelo de Neuro Net creado en RapidMiner,

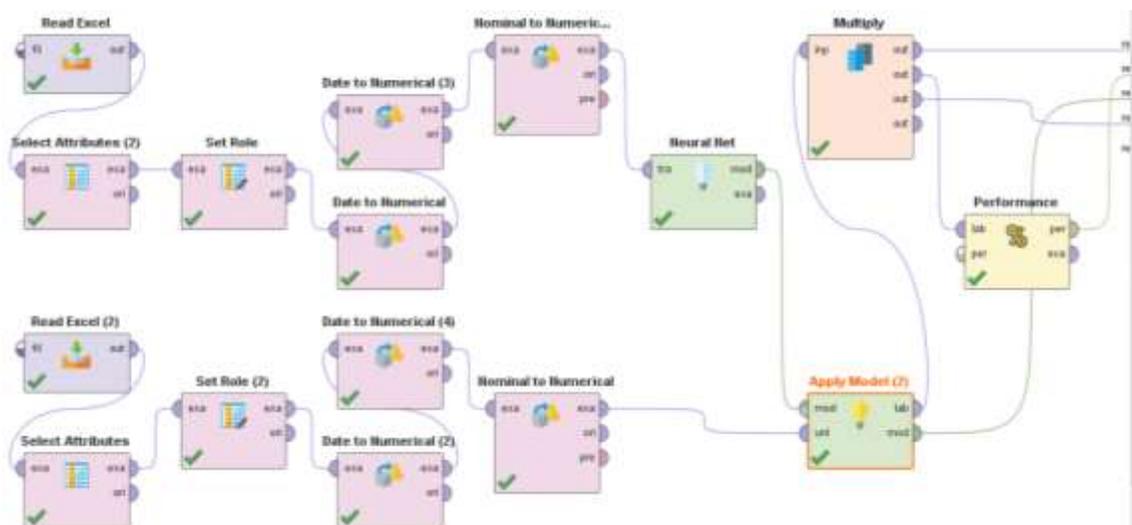


Figura 19. Aplicación del modelo Neuro Net

En el Figura 20, observamos el resultado del gráfico red neuronal del procesamiento de datos aplicando el algoritmos Neuro Net, el cual presenta tres niveles o capas, la primer es la entrada que incluye las variables seleccionada: circuito, hora del incidente, tiempo de asigna, tipo de incidente

y la variable predictiva TRI. La segunda capa, calcula los pesos de las misma para preparar la salida. En la tercera capa presenta el resultado con los valores esperados.

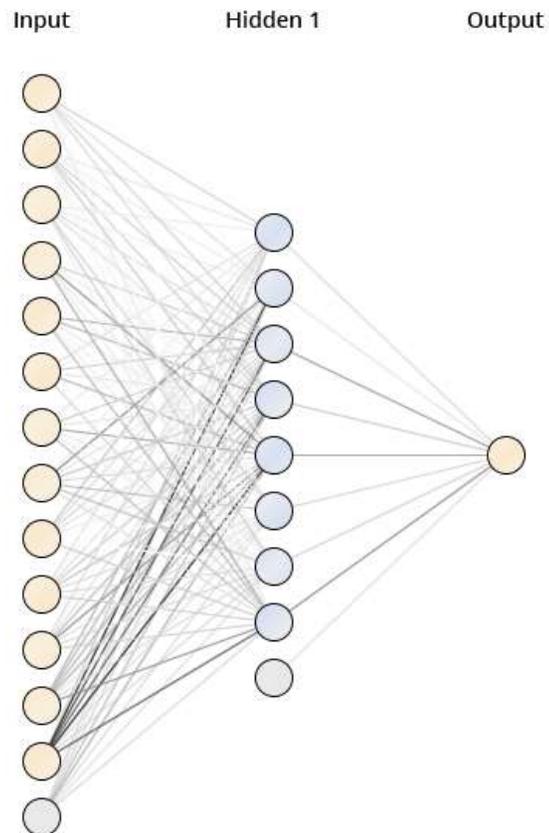


Figura 20. Niveles de la red neuronal

En el modelo ejecutado muestra los resultados los siguientes estadísticos seleccionados:

- Root_mean_squared_error (Error cuadrado medio) sale igual a 9,345 , nos da una perspectiva del promedio de la diferencia que existe entre los datos reales de la variable TRI y su predicción.
- Squared_correlation (Coeficiente de determinación (R^2)) igual a 0.276 no indica que las variables utilizada para la predicción tiene una relaciona adecuada.

3.5.6. Modelo K-Mean

En la aplicación de este modelo, se debe considerar normalizar las variables en uso, en nuestro caso fueron Tri, Tar, circuito, tipo de incidente. Las variables nominales: circuito y tipo de incidente, transformamos con numéricas, utilizando el operador Nominal to Numerical.

La Figura 21, se ilustra el modelo predictivo K-Mean creado en RapidMiner. Este modelo clasifica un conjunto de elementos similares en grupos o clusters. En el operador K-Mean, el parámetro k lo hemos colocado para la creación de 5 grupos.



Figura 21. Aplicación modelo K-Mean

En la Figura 22, muestra la representación gráfica de los clusters creados al aplicar el modelo. Observamos que se han formado 5 cluster, por su tamaño podemos mencionar que el cluster 1 y el cluster 0, disponen de un mayor número de elementos, mientras el cluster 3 es el grupo minoritario.

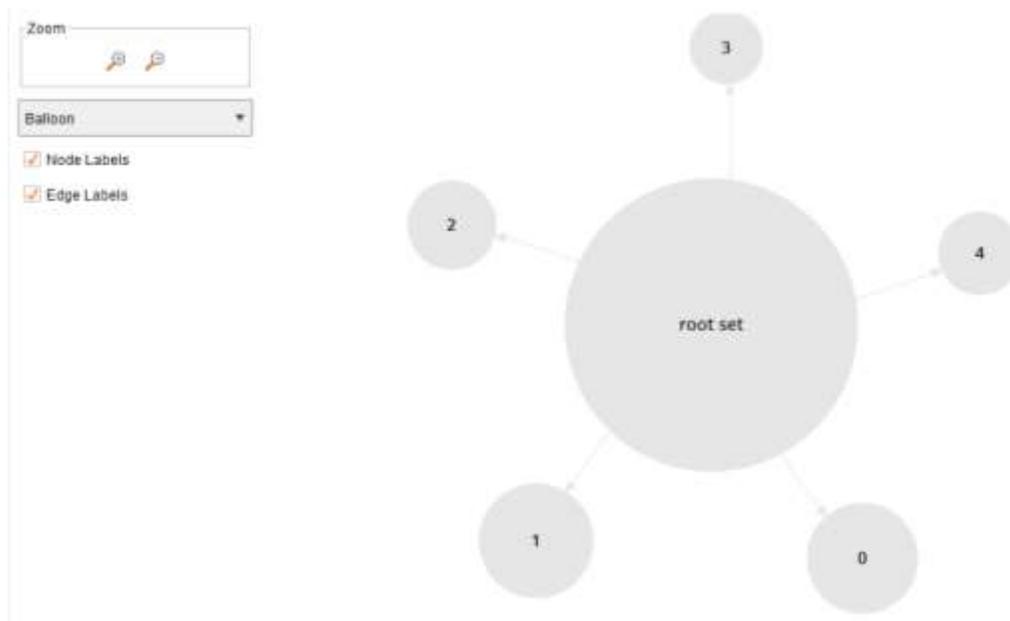


Figura 22. Representación gráfica de los clusters

En este modelo no maneja el indicador estadístico “Root Mean Squared”

3.5.7. Modelo K-NN

Este algoritmo que por sus siglas inglés Nearest Neighbor, es el modelo de vecino más próximo o K-vecinos, pertenece a la clase de métodos estadísticos de reconocimiento de patrones. En la mencionada técnica, se consideran los k puntos más cercanos y se utiliza el signo de la mayoría para clasificar la muestra.

La Figura 23, se puede ver los operadores utilizados para crear el modelo predictivo K-NN en RapidMiner.

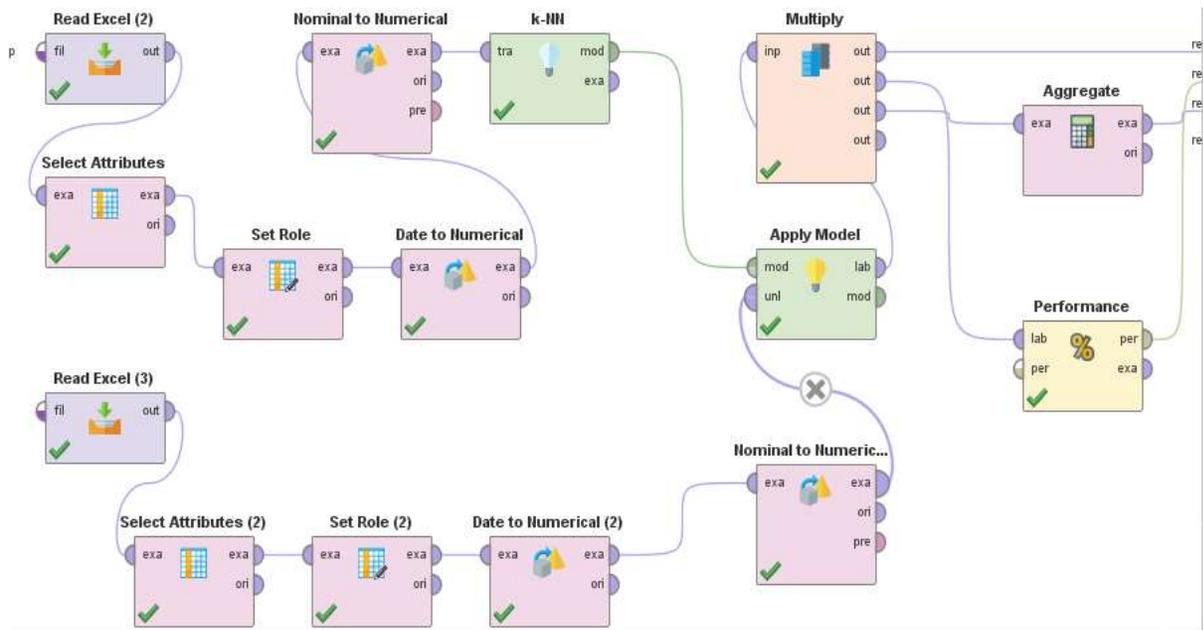


Figura 23. Aplicación modelo K-NN

Indicadores para las comparaciones de los modelos:

- **Root_mean_squared_error** (Error cuadrado medio): 11.181 que indica el promedio de la diferencia que existe entre los datos reales de la variable TRI y su predicción.
- **Squared_correlation** (Coeficiente de determinación (R^2)): 0.003 nos refleja las variables utilizadas para la predicción existe una relación óptima.

3.6.Fase de Evaluación de Modelo

La evaluación de los cuatro modelos se realiza comparando indicadores estadísticos comunes de las variables de salida estimadas mediante las técnicas, y los valores de la variable predictiva calculados en relación a la salida real, de esta manera analizamos la influencia de las variables de

entrada en el cálculo de la variable de salida. Las medidas que utilizamos fueron: Coeficiente de determinación (R^2) y Error cuadrado medio (RMSE⁴), estadísticos que manejan la mayor parte de los modelos a evaluar.

Además, evaluamos los cuatro modelos anteriormente creados, aportes que pueden reflejar para en base al cumplimiento de los objetivos del negocio y minería de datos planteados en la sección 3.2.1. y 3.2.4. Podemos comentar que los cuatro modelos contribuyen en la obtención de respuestas de los objetivos del negocio. Observamos que, los modelos de regresión lineal, red neuronal y k-vecinos, existe mayor claridad de interpretación de datos en nuestro caso.

3.6.1. Evaluación de Resultados

En la tabla 7, pusimos en consideración los objetivos del negocio con la información que logran generar los modelos utilizados, como hemos mencionado, los cuatro modelos contribuyen en forma parcial y total con conocimiento.

Tabla 8

Cumplimiento Modelos Objetivos del Negocio

Objetivos del Negocio	Regresión lineal	Red Neuronal	K-Mean	K-Vecinos
Identificar la relación de factores que influyen en el tiempo de respuesta de emergencias.	SI	SI	SI	SI
Determinar la demanda del servicios prehospitalario en función de la hora.	SI	SI	NO	NO
Utilizar los resultados del modelo como un insumo de mejora del servicio prehospitalario.	SI	NO	NO	NO

⁴ En rapid miner es: Root Mean Squared

Tabla 9*Cumplimiento Modelos Objetivo de Minería de Datos*

Objetivos Minería de Datos	Regresión lineal	Red Neuronal	K-Mean	K-Vecinos
Determinar el comportamiento de incidentes según el circuito: El Cazado, Centro Histórico, Calderón, y Sangolquí	SI	NO	NO	NO
Predecir el tiempo de respuesta institucional de emergencias pre hospitalarias pre-hospitalarias	SI	SI	NO	SI
Identificar el tipo de incidente de mayor atención	SI	NO	NO	NO

3.6.2. Modelos Seleccionados

Para la selección el modelo se ha establecido criterios en base a indicadores que disponga la mayor parte de los modelos creados, siendo esto los siguientes.

- a) Coeficiente de determinación⁵ (R^2), este indicador estadístico se define como la proporción de la varianza total de la variable explicada por la regresión. El coeficiente de determinación, también llamado R cuadrado, refleja la bondad del ajuste de un modelo a la variable que pretender explicar (López, 2019).

⁵ En rapid miner es: Squared_Correlation

El coeficiente de determinación oscila entre 0 y 1, mientras más cerca este de 1, mayor será el ajuste del modelo a la variable que estamos intentando explicar. Está representado por la fórmula:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^r (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^r (Y_i - \bar{Y})^2}$$

- b) Error cuadrado medio (RMSE⁶), este indicador estadístico se define como la raíz cuadrada de la media de los errores al cuadrado:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}$$

El RMSE mide la diferencia entre los valores pronosticados por un modelo y los valores realmente observados, cuanto más pequeño es un valor RMSE, más cercanos son los valores predichos y observados.

- c) El valor de los datos reales más aproximados con su predicción.

Coeficiente de Correlación

En la Figura 24, muestra el gráfico comparativo del coeficiente de correlación obtenida en cada modelo. Según este indicador el modelo más acertado es K-vecinos.

⁶ En rapid miner es: Root Mean Squared

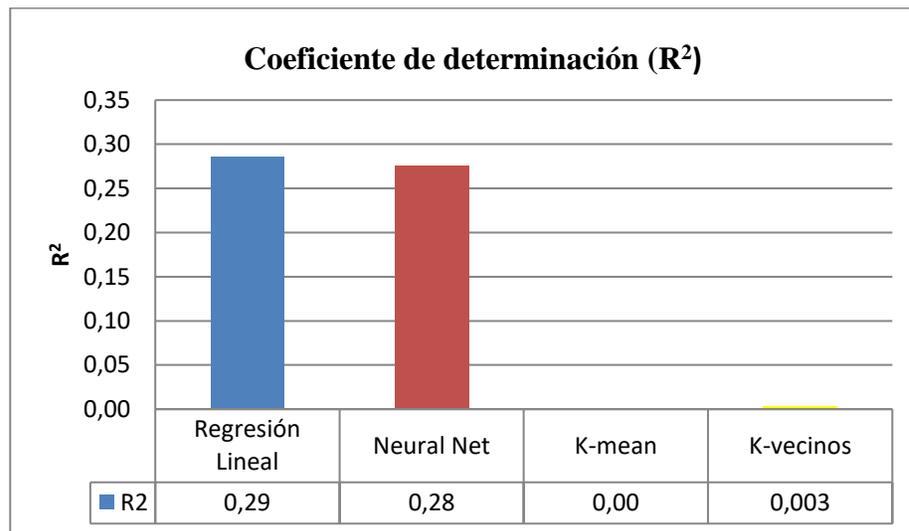


Figura 24. Coeficiente de determinación por Tiempo de respuestas Institucional

Error cuadrado medio

En la Figura 25, muestra el gráfico, el comparativo del error cuadrado medio obtenido en cada modelo. Este indicador mide la diferencia entre los valores pronosticados por el modelo y los valores realmente observados, cuando más cercano se encuentra de valor cero, los valores reales y predichos están más ajustados. Según este indicador el modelo más acertado es Regresión Lineal.

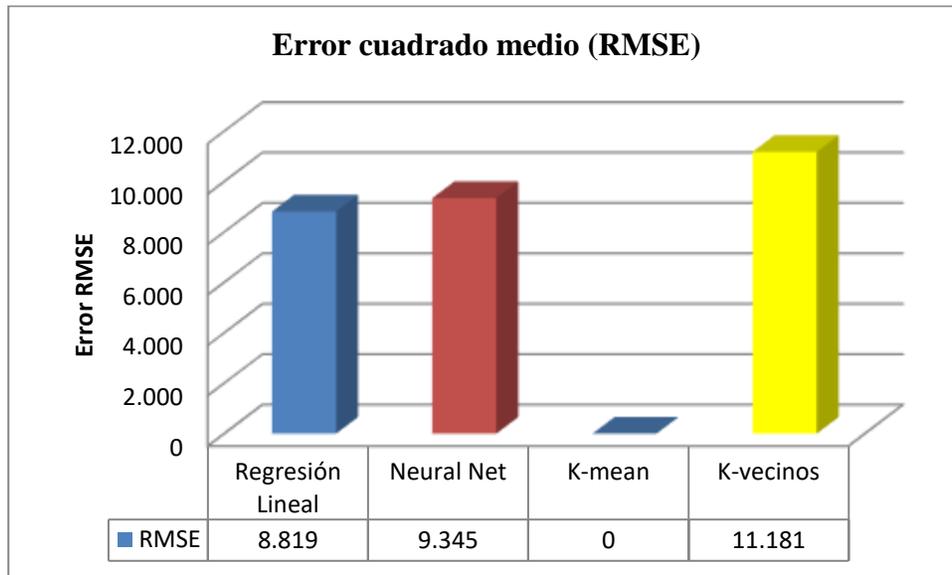


Figura 25. Error cuadrado medio por tiempo de reacción institucional

Predicción de Valores

En la Figura 26, se encuentran los valores de predicción del tiempo de respuesta institucional (TRI) de cada modelo. Podemos observar que la predicción más ajusta a los valores reales, lo tiene la técnica de Regresión Lineal.

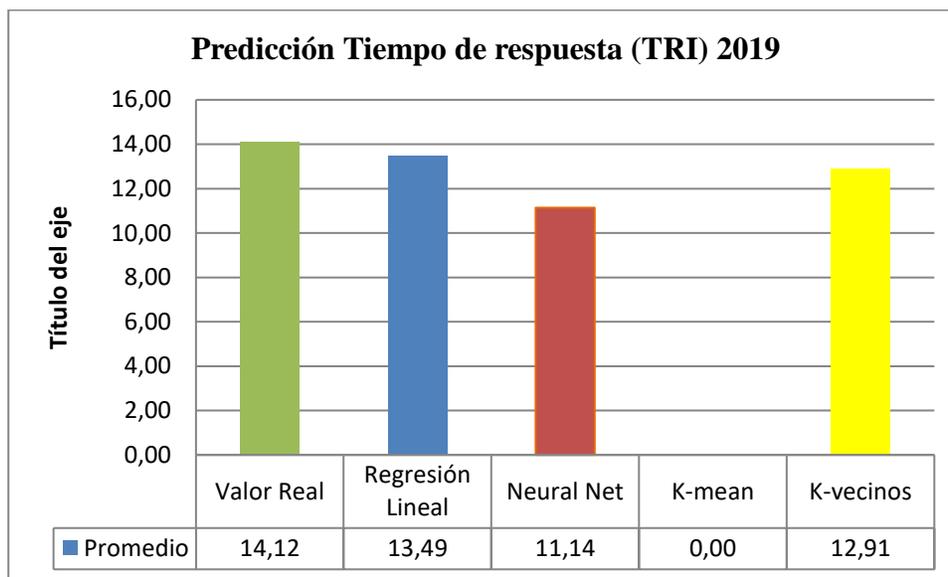


Figura 26. Predicción del promedio del tiempo de repuesta

Según los criterios evaluados, podemos observar la técnica de Regresión Lineal, nos acerca a un modelo predictivo en este caso más óptimo.

3.7. Implantación

En este punto describimos el lineamiento que permitan al Servicios Integrado de Seguridad, incorporar y dar mantenimiento a los modelos construidos, así como utilizar los resultados de esta investigación en su proceso de toma de decisiones.

3.7.1. Plan de despliegue

Los requerimientos necesarios para el despliegue de los modelos son:

- Disponer los datos de emergencias pre hospitalarias en formato excel

- Instalación del software RapidMiner Studio versión 9.0 o superior.
- Capacidad de memoria RAM de 12GB o superior

Proceso

- Prepara el archivo de Excel con las variables de inclusión para el proceso (Tabla 6: Variables de inclusión).
- Ejecutar los modelos
- Analizar los resultado obtenidos, tomando en cuenta los indicadores estadísticos (RMSE, R^2).

CAPÍTULO IV: Conclusiones y Recomendaciones.

En este capítulo en base del estudio realizado, los objetivos planteados y los resultados obtenidos, realizaremos las conclusiones y recomendaciones al respecto.

4.1. Conclusiones

- En la investigación se desarrollaron cuatro modelos orientados a la predicción del tiempo de respuesta institucional, utilizando diferentes técnicas de algoritmos de minería de datos y luego de aplicar los indicadores establecidos para su evaluación, el modelo más satisfactorio fue Regresión Lineal, dicho modelo es recomendable para predecir variables numéricas.
- Otro modelo que al comparar los valores estadísticos aplicados para su validación predictoria obtuvo estadísticos aceptables es K-Vecinos Cercanos, este modelo en el indicador del coeficiente de correlación muestra un valor óptimo, reflejando una relación muy considerable entre las variables que intervienen en el análisis.
- Una tarea clave para el desarrollo de los modelos, es la exploración de datos. En esta etapa identificamos porcentajes bajos de valores atípicos sobre las variables TAR⁷ y TRI⁸, por lo cual procedimos a realizar el tratamiento previo a los datos antes de iniciar la construcción de los Modelos.

⁷ Tiempo de asignación de recurso

⁸ Tiempo de reacción institucional

- Respecto a la hora del despacho de ambulancias en atención a emergencias prehospitalarias (Figura 13), presenta un aumento progresivo de la frecuencia a partir de las 6 A.M. con un pico máximo hacia las 14 P.M, e inicia a descender hasta 21 P.M. Podemos concluir que la mayor demanda de emergencias prehospitalarias se presenta de 6 A.M a 23 P.M, y desciende al amanecer de 2 a 5 A.M.
- El tiempo de respuesta de emergencias prehospitalarias analizado en cuatro circuitos de la ciudad de Quito, maneja una media aproximada de 15 minutos, según el ECU99 registra un tiempo 13 minutos en la categoría de Gestión Sanitaria (ECU911 S. I., 2017), si comparamos con lo que recomienda The National Health Service de Inglaterra, en lo referente a atención de emergencias prehospitalaria de código rojo es de 9 minutos, podríamos mencionar a nivel de Ecuador el servicio prehospitalario se acerca a estándares internacionales
- El tiempo de asignación del recurso de emergencias prehospitalarias , el 59 % se atienden en menos de 5 minutos, si comparamos con el tiempo recomendado del ECU911 de 2:30 (mm:ss), tenemos que el 45 % cumple con este tiempo.

4.2.Recomendaciones

- El tiempo de reacción institucional (el tiempo que demora la ambulancia en llegar al sitio de la emergencia), depende de la rapidez del evaluador en asignar el recurso, por ello si se logra incrementar el porcentaje de atenciones dentro del tiempo recomendado de 2:30 (mm:ss), mejorará el tiempo de respuesta.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Behar, D. (2008). *Metodología de la Investigación*. A. Rubeira.
- Britos, P., Hossian, A., & García-Martínez, R. (2005). *Minería de Datos Basada en Sistemas Inteligentes*. Nueva Librería.
- Chen, F., Deng, P., Wan, J., Zhang, D., Vasilakos, A., & Rong, X. (30 de Agosto de 2015). *International Journal of Distributed Sensor Networks*. Obtenido de Data Mining for the Internet of Things: Literature Review and Challenges: <http://dx.doi.org/10.1155/2015/431047>
- Díaz, J. (2014). Analisis, pronostico de la demanda y necesidades de personal en un call center de emergencias sanitarias. *Dialnet*.
- Dickson, J., Asghar, Z., & Siriwardena, A. (2018). Pre-hospital ambulance care of patients following a suspected seizure: A cross sectional study. *MedLine*.
- Dobson, A. J. (1990). *An Introduction to Generalized Linear Models*.
- ECU911. (Octubre de 2019). *Servicios Integrado de Emergencia*. Obtenido de <https://www.ecu911.gob.ec/servicio-integrado-de-seguridad-ecu-911/>
- ECU911 (2017). *Informe de Gestión Anual*. Quito.
- Fayyad, U. (1996). *Advanced in Knowledge Discovery and Data*. MIT Press.
- Félix, L. C. (2002). *Data Mining: torturando a los datos hasta que confiesen*. Obtenido de <http://www.uoc.edu/web/esp/art/uoc/molina1102/molina1102.pdf>
- Gartner. (2018). *Gartner It Glossary*. Obtenido de <https://www.gartner.com/it-glossary/business-intelligence-bi/>
- Gartner. (2018). Magic quadrant for data science and machine learning platforms.

Gholipour, Vahdati, & Notash, M. (2016). Success Rate of Pre-hospital Emergency Medical Service Personnel in Implementing Pre Hospital Trauma Life Support Guidelines on Traffic Accident Victims. *Turkish journal of emergency*.

Graham, B., & Bond, R. (2018). Using Data Mining to Predict Hospital Admissions From the Emergency Department.

Guevara, O. (2007). *Software Libre*.

Howson, C. (2004). *Successful Business Intelligence Second Edition*. Macgraw-Hill.

Huei-Ming, Wei-Zen, & Jhe-Nan. (2016). Data mining based on the emergency medical database the association between the reason of calling ambulance service and the medical history of patients.

IBM Knowledge Center. (2016). *IBM Knowledge Center*. Recuperado el 1 de 11 de 2019, de https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/es/SS3RA7_sub/modeler_mainhelp_client_ddita/components/neuralnet/neuralnet_model.html

Kantardzic, M. (2002). Data Mining: Concepts, models, methods and algorithms. *IEEE Press*.

López, J. (11 de 2019). *Economipedia*. Obtenido de <https://economipedia.com/definiciones/r-cuadrado-coeficiente-determinacion.html>

Mattox, K. (2008). *Trauma* (6th ed.). EEUU: McGraw.

Molina, J., & García, J. (2006). *Técnicas de Análisis de Datos*. Recuperado el 1 de 11 de 2019, de http://matema.ujaen.es/jnavas/web_recurso/archivos/weka%20master%20recursos%20naturales/apuntesAD.pdf

Molina, L. (2002). Data mining: torturando a los datos hasta que confiesen.

Molina, M. G. (2006). *Técnicas de análisis de Datos*.

Morone, G. (2012). *Métodos y técnicas de la investigación*.

Reyes, P. (2015). *Plan de comunicación interna para el centro local ECU911 Esmeraldas.*

Universidad Politécnica Salesiana, Quito.

Sánchez, L. (2018). *Sanchez Crespo*. Obtenido de

<http://www.sanchezcrespo.org/DataCleaning.htm>

Sinnexus. (2015). Business Intelligence. *Sinnexus*.

Tique, L. (2007). Atención Prehospitalaria.

Witten, H., & Frank, E. (2000). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*

*with Java Implementations*200. San Francisco.

Yanzapanta. (2013). *Implementación de seguridad*.

Zurita, P. S. (2017). Atención prehospitalaria en emergencias por el Servicio Integrado de

Seguridad ECU 911 . *Enfermería Investigativa*.