



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

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

**PROGRAMA DE MAESTRÍA EN GERENCIA DE SISTEMAS
XV PROMOCIÓN**

**TRABAJO DE TITULACIÓN, PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE MAGISTER**

**TEMA: “MEJORAMIENTO DEL PROCESO DE ASIGNACIÓN
DE TURNOS EN EMERGENCIA CON TRIAGE DEL HOSPITAL
DE ESPECIALIDADES DE LAS FUERZAS ARMADAS N°1
MEDIANTE LA AUTOMATIZACIÓN Y EL USO DE MACHINE
LEARNING”**

AUTORES:

**RUIZ BUITRÓN, CHRISTIAN REINALDO
TELLO HIDALGO, IVETH DEL ROSARIO**

DIRECTOR: Ph.D. YOO PARK, SANG GUUN

**SANGOLQUÍ
2017**



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

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

UNIDAD DE GESTIÓN DE POSTGRADOS

PROGRAMA DE MAESTRÍA EN GERENCIA DE SISTEMAS

CULMINACIÓN DE TRABAJO DE TITULACIÓN

Ph.D. SANG GUUN YOO PARK, CERTIFICA:

Que el trabajo intitulado, “MEJORAMIENTO DEL PROCESO DE ASIGNACIÓN DE TURNOS EN EMERGENCIA CON TRIAGE DEL HOSPITAL DE ESPECIALIDADES DE LAS FUERZAS ARMADAS N° 1 MEDIANTE LA AUTOMATIZACIÓN Y EL USO DE MACHINE LEARNING” realizado por los Ingenieros Christian Reinaldo Ruiz Buitrón (CC. 171273013-2) e Iveth del Rosario Tello Hidalgo (CC. 171286113-5), ha sido revisado en su totalidad y analizado por el software anti-plagio, el mismo cumple con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, por lo tanto me permito acreditarlo y autorizar a los Ingenieros CHRISTIAN REINALDO RUIZ BUITRÓN e IVETH DEL ROSARIO TELLO HIDALGO para que lo sustenten públicamente.

Sangolquí, Agosto del 2017



SANG GUUN YOO PARK, Ph.D.
DIRECTOR



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

UNIDAD DE GESTIÓN DE POSTGRADOS

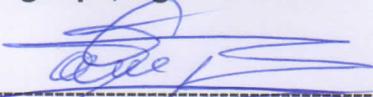
PROGRAMA DE MAESTRÍA EN GERENCIA DE SISTEMAS

AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD

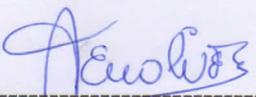
Nosotros, **CHRISTIAN REINALDO RUIZ BUITRÓN**, con cédula de identidad N° 171273013-2 e **IVETH DEL ROSARIO TELLO HIDALGO**, con cédula de identidad N° 171286113-5 declaramos que este trabajo de titulación ***“MEJORAMIENTO DEL PROCESO DE ASIGNACIÓN DE TURNOS EN EMERGENCIA CON TRIAGE DEL HOSPITAL DE ESPECIALIDADES DE LAS FUERZAS ARMADAS N° 1 MEDIANTE LA AUTOMATIZACIÓN Y EL USO DE MACHINE LEARNING”*** ha sido desarrollado considerando los métodos de investigación existentes, así como también se ha respetado los derechos intelectuales de terceros considerándose en las citas bibliográficas.

Consecuentemente declaramos que este trabajo es de nuestra autoría, en virtud de ello nos declaramos responsables del contenido, veracidad y alcance de la investigación mencionada.

Sangolquí, Agosto del 2017



Christian Reinaldo Ruiz Buitrón
C.C. 171273013-2



Iveth del Rosario Tello Hidalgo
C.C. 1712861135

**ESPE**UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA**VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN, INNOVACIÓN Y
TRANSFERENCIA DE TECNOLOGÍA****UNIDAD DE GESTIÓN DE POSTGRADOS****PROGRAMA DE MAESTRÍA EN GERENCIA DE SISTEMAS****AUTORIZACIÓN**

Nosotros, **CHRISTIAN REINALDO RUIZ BUITRÓN** e **IVETH DEL ROSARIO TELLO HIDALGO** autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar en la biblioteca Virtual de la institución el presente trabajo de titulación **"MEJORAMIENTO DEL PROCESO DE ASIGNACIÓN DE TURNOS EN EMERGENCIA CON TRIAGE, DEL HOSPITAL DE ESPECIALIDADES DE LAS FUERZAS ARMADAS N° 1 MEDIANTE LA AUTOMATIZACIÓN Y EL USO DE MACHINE LEARNING"** cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra autoría y responsabilidad.

Sangolquí, Agosto del 2017

Christian Reinaldo Ruiz Buitrón
C.C. 171273013-2

Iveth del Rosario Tello Hidalgo
C.C. 171286113-5

DEDICATORIA

Este trabajo de Tesis está dedicado a todas las personas que confiaron en mí labor para poder generar conocimiento científico en el área de la salud.

A todo el personal de Emergencia del Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1. Ya que con su esfuerzo buscan ayudar a las personas que necesitan de su atención.

Christian Reinaldo Ruiz Buitrón

DEDICATORIA

Este trabajo de Investigación, se lo dedico a Dios, por todas las bendiciones que pone a lo largo de mi vida y porque cada día me demuestra que la fe mueve barreras y es capaz de permitirnos alcanzar grandes logros.

A mis 3 hijos, Boris, Aaron y Felipe, que son mi motor de cada día, para superarme y brindarles todo lo mejor de mí, para encaminarlos como grandes hombres.

A Julián y Yolanda, mis padres, que son mi ejemplo de vida y me han apoyado con mis hijos mientras efectuaba mis estudios de Maestría.

Iveth del Rosario Tello Hidalgo

AGRADECIMIENTOS

Gracias a Dios que nos das la salud y vida.

A Sang Guun Yoo nuestro mentor, guía y amigo que nos ayudó durante todo el proceso del desarrollo de la tesis.

Al Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N°1 que nos permitió realizar el proceso investigativo en sus instalaciones.

A mis hijos Isaac, Aaron y Felipe que son mis motores para seguir mejorando en todos los aspectos de la vida.

A mis amigos y compañeros Dielo, Jaime, Luis, Henry, Jefferson, Ángel, Galo, Sandra, María.

A Martha, Reinaldo, Yolanda, Julián nuestros pilares, quienes nos han enseñado a valorar cada detalle de la vida y son nuestros ejemplos de constancia, generosidad, superación y amor.

A mis hermanas y cuñados Vannessa, Valeria, Fernando, Eduardo, Alexandra y Diego.

A mi esposa Iveth, compañera inseparable que me ha apoyado en la consecución de todos los objetivos que nos hemos trazado como familia y en la vida profesional, es ella quien siempre me da su aliento para mejorar y seguir siempre adelante.

Christian Reinaldo Ruiz Buitrón

AGRADECIMIENTOS

A mi padre celestial, Dios, que ha rodeado mi vida de personas buenas y bendice cada paso que doy.

A Sang Guun Yoo, nuestro Director de Tesis y amigo, que con su conocimiento y experiencia nos guió en el desarrollo de este proyecto de investigación.

A Christian, mi esposo, mi gran compañero de Maestría y mi compañía de vida, por todo el apoyo y esfuerzo que siempre me ha brindado y por ser mi cómplice en todos los retos que nos proponemos alcanzar juntos.

A mis hijos Aaron, Felipe y en especial a Isaac por comprender el tiempo que sacrificamos en estar juntos. Hijos amados, son la principal inspiración en nuestras vidas y el mayor tesoro que tenemos.

A mis padres, Julián y Yolanda; a mis hermanos Alexandra y Eduardo; a mí cuñado Diego y a mis sobrinos Pamela y Dennis por ser la compañía de mis hijos y brindarles su amor y cuidado mientras realicé mis estudios de Maestría.

A mis suegros, Reinaldo y Marthita; mis cuñadas Vanessa y Valeria y demás familiares, por todo el apoyo moral y espiritual que nos brindan día a día.

Al Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1, al Mayor Dielo Jiménez y todos los funcionarios que nos permitieron realizar este proyecto de investigación. A mi querida Universidad de las Fuerzas Armadas, ESPE, y a todos los docentes y compañeros que han sido parte de este camino en la obtención del título de Maestría en Gerencia de Sistemas.

Iveth del Rosario Tello Hidalgo

ÍNDICE DE CONTENIDOS

DEDICATORIA.....	v
DEDICATORIA.....	vi
AGRADECIMIENTOS.....	vii
AGRADECIMIENTOS.....	viii
CAPÍTULO I.....	1
MARCO CONCEPTUAL.....	1
1.1. Introducción.....	1
1.2. Importancia y justificación.....	1
1.3. Objetivos.....	2
1.3.1. Objetivo General.....	2
1.3.2. Objetivos específicos.....	2
1.4. Aspectos Metodológicos.....	3
1.5. Marco Teórico.....	4
1.5.1. Estado del Arte.....	4
1.5.2. Triage.....	6
1.5.3. Aplicación de Técnicas de análisis y predicción en el ámbito médico.....	7
1.5.4. Machine Learning.....	7
1.5.5. Ciclo de vida CRISP-DM.....	8
1.5.6. Modelos de Machine Learning.....	9
1.5.6.1. Modelos Geométricos.....	10
1.5.6.2. Modelos Probabilísticos.....	10
1.5.6.3. Modelos Lógicos.....	11
1.5.7. Tipos de Aprendizaje de Machine Learning.....	11
1.5.7.1. Aprendizaje supervisado.....	11
1.5.7.2. Aprendizaje no supervisado.....	12
1.5.7.3. Aprendizaje semi-supervisado.....	12
1.5.7.4. Aprendizaje por refuerzo.....	12
1.5.7.5. Transducción.....	13
1.6 Marco conceptual.....	13

CAPÍTULO II	15
ANÁLISIS DE LOS PROCESOS MANUAL Y AUTOMATIZADO DE TRIAGE	15
2.1. Análisis del Proceso Manual de TRIAGE	15
2.2. Análisis del Proceso Automatizado de Triage.....	19
CAPÍTULO III	22
MEJORA DEL PROCESO DE TRIAGE CON MACHINE LEARNING	22
3.1. Metodología e Hipótesis	22
3.2. Selección de la herramienta para machine learning.	24
3.3. Knime.....	28
3.3.1. Entorno Knime	28
3.3.2. Explorer / Menú Coach / Node Repository	29
3.3.3. WorkFlow/ Node Description/ Console/ Messages	30
3.3.4. Generar un Flujo.....	31
3.3.5. Nodos Esenciales.....	31
3.4. Análisis del modelo de Datos del Módulo Automatizado de Triage	34
3.5. Minería de Datos para la Mejora del Proceso de Triage.....	37
3.6 Definición y Normalización de Datos a utilizarse	52
3.7 Selección de Modelos de Machine Learning para Triage	68
3.7.1 Modelamiento Naive Bayes.....	70
3.7.2 Regresión Logística	72
3.7.3 Perceptron Multicapa.....	73
3.8 Análisis de Resultados	77
CONCLUSIONES	82
RECOMENDACIONES.....	84
FUENTES DE INFORMACIÓN.....	85
Referencias.....	85

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Niveles de Triage usados en el Hospital de Especialidades FF.AA. No. 1..	15
Tabla 2 Niveles de Triage usados en el Hospital de Especialidades FF.AA. No. 1..	22
Tabla 3 Características de las herramientas para modelado	25
Tabla 4 Formatos de ingreso y salida.....	25
Tabla 5 Herramientas de visualización.....	26
Tabla 6 Tiempo de respuesta de las herramientas	27
Tabla 7 Script de carga inicial	39
Tabla 8 Rangos de validez de las variables dentro del estudio.....	53
Tabla 9 Catálogo Escala de Glasgow	53
Tabla 10 Catálogo Escala de Dolor y Politraumatismo.....	54
Tabla 11 Signos Vitales	59
Tabla 12 Motivos de Consulta	59
Tabla 13 Consulta de Extracción de Datos	67
Tabla 14 Resultado de modelos	78

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 CRISP-DM	9
Figura 2 Diagrama de Proceso Manual de Triage	18
Figura 3 Diagrama de Proceso Automatizado de Triage	21
Figura 4 Entorno de flujo de trabajo Knime	28
Figura 5 Menú Izquierdo	29
Figura 6 WorkFlow Zone	30
Figura 7 Pantalla de creación de un nuevo flujo	31
Figura 8 Nodo DBCR de Knime	32
Figura 9 Diagrama de bloque Nodo XLS Reader	32
Figura 10 Diagrama de bloque de Nodos de tipo Partitioning	32
Figura 11 Diagrama de bloque de Nodos de aprendizaje	33
Figura 12 Diagrama de bloque de nodos de predicción	33
Figura 13 Diagrama de bloque de nodo scorer	34
Figura 14 Entidades de escala de coma de Glasgow	35
Figura 15 Entidades de registro de signos vitales	36
Figura 16 Entidades de registro de indicadores	36
Figura 17 Tabla base de Análisis, datos Triage	66
Figura 18 Fórmula de Gauss para Naive Bayes	70
Figura 19 Knime Workflow - Naive Bayes	72
Figura 20 Curva Logística	72
Figura 21 Knime Workflow - Regresión Logística	73
Figura 22 Perceptron Multicapa	74
Figura 23 Knime Workflow. Perceptron Multicapa	76
Figura 24 Red Neuronal con Weka 3.2.1	77
Figura 25 Comparación de Test Data y Resultados Regresión Logística	78
Figura 26 Comparación de Test Data y Resultados Modelo Naive Bayes	79
Figura 27 Comparación de Test Data y Resultados modelo MLP	79
Figura 28 Diagrama de Proceso de Triage con Machine Learning	81

RESUMEN

El nivel de madurez de los procesos en cualquier tipo de empresa es determinada por la optimización de todas sus actividades y recursos involucrados. Es por esto que es importante analizar las opciones de mejora de los procesos desde su ejecución manual, hasta la automatización de las tareas implicadas. Desde tiempos históricos, la clasificación de los pacientes de acuerdo a su nivel de prioridad ha sido considerada muy importante. En ese aspecto, esta investigación intenta compartir algunas experiencias para mejorar el proceso de asignación de turnos en el Departamento de Emergencias usando algoritmos de Machine Learning. El presente trabajo compara algunos modelos como Naive Bayes, Regresión Logística y Multilayer Perceptron para predecir la clasificación de los pacientes. El resultado indica que Machine Learning puede ser una herramienta muy importante para el apoyo de decisiones en el ámbito médico.

PALABRAS CLAVE:

- **TRIAGE**
- **APOYO A LA TOMA DE DECISIONES CLÍNICAS**
- **MEJORAMIENTO DE PROCESOS**
- **MACHINE LEARNING**
- **DATA MINING**

ABSTRACT

The maturity's level of the processes in any organizations is determined by the optimization of the involved activities and resources. Therefore, it is important to analyze the improvement options from the manual process to the automation of the involved tasks. From historical times, classification of patients according their priority level has been considered very important. In this aspect, this investigation intends to share some experiences in improving the turn allocation process in the emergency room using machine learning algorithms. The present work compares several models such as Naive Bayes, Logistic Regression and Multilayer Perceptron in predicting patient classification. The result indicates that machine learning can be a very important tool for decision support in medical fields.

KEY WORDS:

- **TRIAGE**
- **CLINICAL DECISION SUPPORT**
- **PROCESS IMPROVEMENT**
- **MACHINE LEARNING**
- **DATA MINING**

CAPÍTULO I

MARCO CONCEPTUAL

1.1. Introducción

El nivel de madurez de los procesos en una empresa está determinado por la optimización de sus actividades y recursos involucrados. Esta es la razón por lo que las organizaciones ponen sus esfuerzos en mejorar sus procesos usando diferentes métodos, como técnicas de Machine Learning (Hassan & Xie, 2010).

En este sentido, la optimización de procesos usando técnicas de Machine Learning, también ha sido aplicada en el campo de la medicina (Lugo-Reyes, Guadalupe Maldonado, & Chiharu, 2014). Se han llevado a cabo investigaciones mundiales que buscan la implementación de estas técnicas en servicios médicos como laboratorios clínicos y diagnósticos médicos (Partington, Wynn, Suriadi, Ouyang, & Karnon, 2015).

Sin embargo, las técnicas de Machine Learning no han sido utilizadas ampliamente en el proceso de Triage, aún. Esta es la razón por la cual este trabajo pretende aplicar la tecnología mencionada al proceso de Triage a partir de datos reales del Servicio de Emergencias de un Hospital Público de Ecuador. Esta investigación propone un modelo para clasificar la prioridad de atención de los pacientes en emergencia mediante técnicas de Machine Learning basadas en criterios médicos y variables predefinidas

1.2. Importancia y justificación

El desarrollo del proyecto es importante porque permitirá demostrar cómo se puede mejorar los procesos en base a la automatización y esta mejora

servirá para comparar modelos de algoritmos y modelos que utilicen Machine Learning adaptando estos a entornos hospitalarios.

El principal beneficiado de este estudio es el Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1, ya que podrá apoyarse de mejor manera del departamento de Tecnología de Información y Comunicaciones y al mismo tiempo generar valor en la calidad de atención que recibe el paciente. Además se incentivará al departamento de TICS del Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1 a involucrarse en Machine Learning que es un tema que actualmente no emplea en sus proyectos.

Los resultados obtenidos a través del uso de Machine Learning permitirán obtener un modelo para clasificar la prioridad de atención de los pacientes en emergencia basadas en criterios médicos y variables predefinidas

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

Mejorar el Proceso de asignación de turnos en emergencia con Triage del Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1 mediante la automatización y el uso de Machine Learning.

1.3.2. Objetivos específicos

- Analizar las deficiencias y problemas en el proceso manual de priorización atención de los pacientes en el servicio de Emergencia del Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1.
- Analizar los cambios producidos con la automatización del módulo de Triage para el Proceso la atención de los pacientes en el servicio de

Emergencia del Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1.

- Plantear un modelo basado en machine learning que pueda mejorar al algoritmo de generación de prioridades del Triage.

1.4. Aspectos Metodológicos

Se va a realizar una investigación de tipo descriptiva ya que en base a los datos que el Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1 posee sobre el proceso Triage, se podría establecer una correlación entre variables independientes (signos vitales, escala del dolor) y la asignación de la prioridad a un paciente.

Además se aplicará la investigación de tipo experimental para realizar pruebas con los datos que el aplicativo de Triage proporcione, cambiando en un entorno controlado las variables independientes, para obtener un resultado en la asignación de prioridad en los pacientes de Emergencias del Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1.

La población motivo de investigación son los pacientes que han acudido al Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1, para ser atendidos en el servicio de Emergencia y que fueron registrados en Triage, mientras que la muestra definida para el estudio es de aquellos pacientes que acudieron al servicio de Emergencia del Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1 y tengan registro electrónico de nivel de asignación y prioridad en Triage.

Los instrumentos que se utilizarán para la recolección de datos para la mejora de proceso de asignación de prioridad en el servicio de Emergencia en el Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1, serán

entrevistas al personal involucrado, para el relevamiento de las actividades relacionadas al proceso Manual y Automatizado de Triage.

En el diseño de la investigación experimental se manipula una o muchas de las variables. Las variables independientes como la escala de dolor, signos vitales; la prioridad asignada es la variable dependiente

Pueden intervenir variables dependientes como las generadas por los modelos de Triage como aspecto de comportamiento, sobre el que esperamos observar el efecto de la variación sistemática de la variable independiente.

En el modelo de optimización del proceso de Triage se utilizará los datos que el Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N°1, para definir cuál de ellos se adapta para la mejora del algoritmo de asignación de prioridades, se debe determinar la correlación que existe entre las diferentes variables citadas y el nivel de prioridad asignado por el profesional de la salud, permitiendo elegir el mejor modelo de machine learning, que se adapte a las necesidades del hospital.

1.5. Marco Teórico

1.5.1. Estado del Arte

La optimización de actividades y recursos involucrados en los procesos se determinan por el nivel de madurez de los mismos, razón por la cual es importante analizar las opciones de mejora desde su ejecución manual, hasta la automatización de las tareas involucradas. Es así como varias empresas en todo el mundo dan mucha importancia al mejoramiento de sus procesos, para poder atender las necesidades competitivas.

En Ecuador, existen proyectos de mejora de procesos en el ámbito médico, a nivel local (Pazmiño Miranda, 2016), efectuó un plan de mejoramiento de la atención de la consulta externa en el Centro de Salud de la Vicentina, ubicado en Quito, en el cual efectuó el análisis externo e interno de la Institución, para identificar las principales falencias en el servicio y posterior a ello planteó las nuevas acciones para el mejoramiento continuo mediante la planificación, control y supervisión. De igual manera (Burbano Ortiz, 2014), efectuó una evaluación de la aplicación del sistema de gestión de calidad y mejoramiento de procesos en el Centro Obstétrico del Hospital Carlos Andrade Marín, para identificar las debilidades y posibles mejoras en los procesos de dicha institución.

A nivel regional (Mongrovejo Rodríguez, 2010) efectuó un análisis y definición de mejoramiento de procesos hospitalarios para la Clínica de Especialidad Mogrovejo, ubicada en la ciudad de Loja, en el cual utilizando varias herramientas para análisis de la problemática y situación inicial del hospital, pudo determinar una de propuesta de mejoramiento de los procesos de la Clínica y determinar los factores de éxito y los indicadores de gestión que permitirán controlar y evaluar los objetivos planificados.

Con respecto al área de Emergencia Hospitalaria, en la ciudad de México (López Resendiz, Montiel Estrada, & Licona Quezada, 2006), realizaron una revisión de la bibliografía mundial acerca del Triage en el servicio de urgencias para recomendar un sistema con mayores controles, confiabilidad, reproducibilidad y validación estadística es el sistema de Triage, analizando la implantación de un modelo de Triage estructurado de cinco niveles en el servicio de urgencias del hospital Juárez de México.

(Zlotnik Enaliev), en su tesis doctoral, *Design and evaluation of analytical tools for emergency department management based on machine learning techniques*, propone soluciones basadas en algoritmos de aprendizaje

aplicados en los servicios de urgencias que puedan emplearse en la construcción de sistemas de soporte a la decisión.

1.5.2. Triage

Triage, se deriva del término francés trier, que significa “seleccionar o escoger”, “elegir o clasificar”. “Este sistema, que recibe el nombre de Triage, evalúa de forma rápida el carácter y la gravedad de la afección de cada paciente y dispone el mejor lugar para recibir su tratamiento” (Alvarez Baza, 2000).

En el Triage existe el método avanzado en el cual el especialista médico efectúa una valoración inicial de los síntomas y signos vitales del paciente que llega a emergencia, para determinar la prioridad de atención de acuerdo al nivel de gravedad del paciente y asignándole a la unidad de emergencia en donde recibirá el tratamiento necesario.

(López Resendiz, Montiel Estrada, & Licona Quezada, 2006), menciona que los modelos de Triage existentes son los siguientes:

1. Escala de Triage australiana
2. Triage del Departamento de Urgencias de Canadá
3. Sistema de Triage de Manchester
4. Índice de gravedad de urgencia
5. Modelo de Triage Andorra

Todos estos modelos tienen 5 niveles de clasificación, que determinan la atención inmediata o hasta después de horas, dependiendo de los síntomas del paciente, por ejemplo en el Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1, se basan en la guía de la Asociación Canadiense de Urgencias (CAEP), la cual considera los siguientes datos: signos vitales, escala de dolor y escala de coma de Glasgow.

1.5.3. Aplicación de Técnicas de análisis y predicción en el ámbito médico

Aproximadamente en los últimos 30 años, las investigaciones han propiciado y alentado el uso de técnicas estadísticas en el análisis y predicción de información, en todos los campos. Es así como en la medicina también se han empleado técnicas que han permitido obtener predicciones relacionadas a la presencia de infecciones o enfermedades, asignación de tratamiento, grado de severidad y muerte. (Segura Cardona, 2012).

De acuerdo a lo indicado por (Lugo-Reyes, Guadalupe Maldonado, & Chiharu, 2014), uno de los campos que más podrían beneficiarse de los avances tecnológicos y las matemáticas es la medicina, técnicas de Inteligencia Artificial como el aprendizaje automático, proporcionan sistemas capaces de aprender a partir de un conjunto de datos para conseguir el mejoramiento de procesos de clasificación y predicción.

En las investigaciones efectuadas por Angela María Segura Cardona, en el 2012, entre 1983 y el 2012 se han reportado 689 referencias o estudios que han involucrado el análisis y predicción de datos, utilizando la metodología de Classification and regression tree analysis – CART. (Segura Cardona, 2012)

1.5.4. Machine Learning

Machine Learning como parte de la Inteligencia Artificial, permite que las máquinas o computadoras aprendan en base a información histórica de las organizaciones, en donde gran parte de esta se utiliza para aprendizaje y otra, permite realizar pruebas y validaciones simulando el comportamiento humano.

La estadística computacional es una rama de la informática que se centra en el uso de muchos modelos y algoritmos que se comparten con Machine Learning, este último se centra el detalle sobre la creación de modelos, utilizando métodos matemáticos o numéricos para construirlos en aplicaciones de análisis de datos predictivos, mediante el uso del aprendizaje supervisado de máquinas. Las técnicas supervisadas de aprendizaje automático aprenden rápidamente un modelo de la relación entre un conjunto de características descriptivas y una característica de destino basada en un conjunto de ejemplos históricos. (Kelleher , Namee, & D'Arcy, 2016)

Con el uso de Machine Learning se han creado diferentes modelos los mismos que intentan minimizar la actuación humana de un experto, esta intención se ha ido desarrollando con el tiempo, pero la mayoría de estudios puede permitir un entorno de colaboración entre experto y modelo de aprendizaje.

En la actualidad Machine Learning está apoyando a la toma de acciones oportunas en muchas áreas, entre ellas la ciencia de salud (Segura Cardona, 2012), educación, ingeniería, seguros y finanzas permitiéndoles ser más eficientes en el apoyo a la toma de decisiones y generando valor en las diferentes unidades organizacionales. (Xie, Thummalapenta, Lo, & Liu, 2009)

1.5.5. Ciclo de vida CRISP-DM

La utilización de machine learning se fundamentará en el ciclo de vida CRISP-DM, de (Cross Industry Standard Process for Data Mining) el que tiene seis fases (Ver Figura 1) (Kelleher , Namee, & D'Arcy, 2016):

- **Comprensión del negocio.-** En esta fase se debe comprender el proceso de Triage desde un punto de vista administrativo, de problemas de negocio en soluciones analíticas.

- Comprensión de datos.- Se debe obtener los datos y una revisión inicial de la calidad de los mismos.
- Preparación de datos.- En esta etapa se realiza la limpieza de los datos.
- Modelado.- En esta etapa se estandarizan los datos para optimizar los resultados.
- Evaluación.-Se prueba el modelo y se compara resultados.
- Despliegue.-En esta etapa se genera reportes generales sobre el modelo generado en la fase previa.

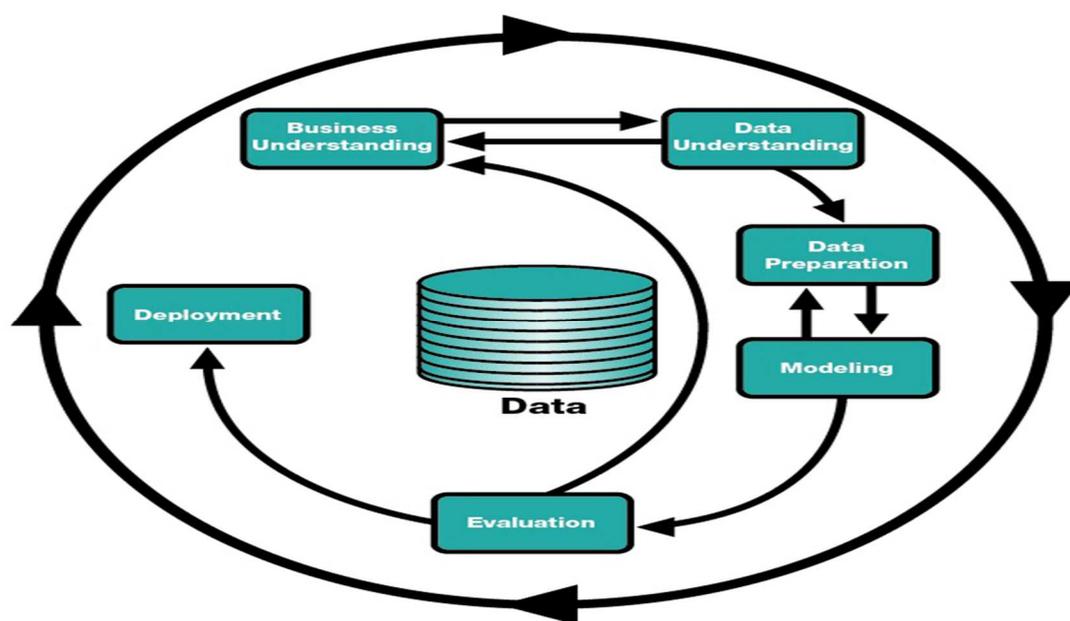


Figura 1 CRISP-DM

Fuente: (Kelleher , Namee, & D'Arcy, 2016)

1.5.6. Modelos de Machine Learning

De acuerdo al tipo de necesidad que se presente en el entorno se pueden aplicar diferentes tipos de modelos de Machine Learning (Ngai, Xiu, & Chau, 2009), los cuales son los siguientes:

- Geométricos
- Probabilísticos y

- Lógicos

1.5.6.1. Modelos Geométricos.

Se los puede utilizar tanto en machine learning como en DataMining, en el primero, el objetivo estándar es encontrar un modelo estadístico apropiado a partir de un espacio modelo basado en los datos de entrenamiento de un conjunto de datos; Mientras que en la minería de datos, el objetivo es encontrar patrones interesantes en los datos de un conjunto de datos.

En ambos campos, estos espacios o conjuntos llevan estructuras geométricas que pueden ser explotadas empleando métodos que hacen uso de ellas, o los propios problemas pueden formularse de una manera que naturalmente atraiga a estos métodos. En tales casos, el estudio de estas estructuras geométricas, no sólo da una idea de los algoritmos existentes, sino que también ayuda a construir nuevos y mejores algoritmos, se pueden tener una, dos o múltiples dimensiones. Si hay un borde de decisión lineal entre las clases, se dice que los datos son linealmente separables. (Ngai, Xiu, & Chau, 2009)

1.5.6.2. Modelos Probabilísticos

En la actualidad este tipo de modelos son los que tienen mayor acogida en lo que corresponde a Machine Learning, para entenderlos se debe tener en cuenta los principios básicos de la teoría de la información y los métodos probabilísticos. Los modelos probabilísticos se introducen como un poderoso lenguaje para describir el mundo, utilizando variables aleatorias como bloques constructivos unidos por relaciones probabilísticas. Las soluciones se pueden beneficiar del mapeo de estructuras de grafos dirigidas y no dirigidas, que son las redes bayesianas y de Markov. (Ngai, Xiu, & Chau, 2009)

1.5.6.3. Modelos Lógicos

Se refiere al aprendizaje de la lógica probabilística, la integración del razonamiento probabilístico con las representaciones lógicas de primer orden y el aprendizaje automático. El término probabilístico se refiere al uso de representaciones probabilísticas y mecanismos de razonamiento basados en la teoría de la probabilidad, tales como redes bayesianas y gramáticas estocásticas.

La ventaja primaria de usar tales representaciones es que permite representar elegantemente situaciones complejas que implican una variedad de objetos así como relaciones entre los objetos. (Ngai, Xiu, & Chau, 2009)

1.5.7. Tipos de Aprendizaje de Machine Learning

Los tipos de aprendizaje machine learning en función de la clasificación basando en la salida que estos generan son (Kelleher , Namee, & D'Arcy, 2016):

- Aprendizaje supervisado
- Aprendizaje no supervisado
- Aprendizaje semi-supervisado
- Aprendizaje por refuerzo
- Transducción

1.5.7.1. Aprendizaje supervisado

El aprendizaje supervisado implica el aprendizaje de una asignación entre un conjunto de variables de entrada X y una variable de salida Y y la aplicación de esta asignación para predecir las salidas para datos no vistos, es decir que se tiene un conjunto de entradas y se necesita estimar un conjunto de salidas.

1.5.7.2. Aprendizaje no supervisado

El aprendizaje no supervisado se utiliza para aprender en base a patrones de entrada de una manera que refleje la estructura estadística de la colección general de patrones de entrada. Esto contrasta con el primer tipo de aprendizaje en el cual deben existir salidas explícitas, este tipo de patrones se puede asemejar mucho al razonamiento que el cerebro humano tiene para representar clasificaciones e imágenes. Los datos de entrada sirven para asociarse de acuerdo a ciertas características de sus atributos.

1.5.7.3. Aprendizaje semi-supervisado

Utiliza conceptos y métodos tanto de algoritmos supervisados y no supervisados.

1.5.7.4. Aprendizaje por refuerzo

Toma los datos del mundo exterior y se basa principalmente en la experimentación y la lógica de prueba error, se retroalimenta de las acciones resultado del dato de entrada.

Un ser humano con el hecho de vivir en un medio ambiente se supone que debe encontrar una estrategia conductual óptima mientras que percibe solamente una retroalimentación limitada del entorno.

El ser humano recibe información sobre el estado actual del medio ambiente, puede tomar acciones que pueden cambiar el estado del medio ambiente y recibir señales de respuesta o de castigo que reflejen la adecuación del comportamiento del agente. Esta señal de recompensa puede ser escasa, retrasada y ruidosa, se lo utiliza para solventar predicciones de largo plazo.

1.5.7.5. Transducción

La transducción o la inferencia transductiva es el razonamiento de casos observados (de entrenamiento), a casos específicos (de prueba). Por el contrario, la inducción es el razonamiento de los casos de entrenamiento observados a las reglas generales, que luego se aplican a los casos de prueba. La distinción es muy interesante en los casos en que las predicciones del modelo transductiva no son alcanzables por ningún modelo inductivo.

1.6 Marco conceptual

Data Science.– es la disciplina que estudia grandes volúmenes de datos, que enmarca un número de disciplinas y conceptos que incluyen big data, data mining y machine learning. (Chau, 2001)

Data Mining. – es un término que describe los procesos de descubrimiento de patrones de un conjunto de datos, aplicando algoritmos avanzados para encontrar relaciones, patrones y regularidades desde un conjunto muy grande de datos. (Dong, 2010) (Liao, Chu, & Hsiao, 2012)

Machine Learning. – es una técnica que se enfoca en desarrollar algoritmos que pueden aprender desde los datos y hacer predicciones subsecuentes, a través de programas que generalizan comportamientos a partir de información o un conjunto de patrones de datos, suministrados en forma de ejemplos; permite también automatizar partes del método científico mediante métodos matemáticos. (Kelleher , Namee, & D'Arcy, 2016)

Big Data. – Big Data es una gran colección de datos que pueden ser procesados con el apoyo de una computadora. Este conjunto de datos han

empezado incrementar nuevas formas para recolectar eficientemente, almacenar y procesar datos a menor costo (Katal, Wazid, & Goudar, 2013)

CAPÍTULO II

ANÁLISIS DE LOS PROCESOS MANUAL Y AUTOMATIZADO DE TRIAGE

2.1. Análisis del Proceso Manual de TRIAGE

El Hospital de Especialidades FF.AA. No. 1, conocido como HE1, se encuentra ubicado en la ciudad de Quito y es denominado como un hospital de tercer nivel, porque cuenta con especialistas en todo ámbito médico, con lo cual puede brindar atención a pacientes con cualquier tipo de enfermedad. Cuenta con atención ambulatoria en consulta externa, emergencia y hospitalización en las especialidades y subespecialidades de medicina. (Sitio web del Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas No. 1, s.f.)

En el Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas No. 1, el modelo de Triage utilizado, se basan en la guía de la Asociación Canadiense de Urgencias (CAEP), la cual considera los siguientes datos: signos vitales, escala de dolor y escala de coma de Glasgow. La Tabla 1, muestra los niveles de clasificación y tiempo de atención utilizada actualmente en Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas No. 1.

Tabla 1

Niveles de Triage usados en el Hospital de Especialidades FF.AA. No. 1

Nivel	Detalle	Atención
I	Condición de Salud Extrema que amenaza la vida y tiene que ser atendida inmediatamente	Inmediata
II	Condición de salud que amenaza la vida del paciente, su atención debe ser priorizada no inmediata.	15 a 30 minutos
III	Condición aguda que no amenaza la vida que requiere valoración en horas	1 a 2 horas
IV	Condición aguda que no amenaza la vida que requiere valoración diferida	2 a 3 horas
V	Condición sintomática mayor de 24 horas que requiere valoración diferida	24 a 48 horas

Fuente: (Sitio web del Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas No. 1, s.f.)

En el Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1, el proceso de Triage manual fue el mecanismo mediante el que se clasificaba a los pacientes, para ello el primer paso era el registro del ciudadano a atenderse en el módulo de admisión o caja de Emergencia, posterior a ello se generaba un turno que no se registraba en el sistema, luego para ser ingresado a Triage el especialista de la salud llamaba por su nombre al paciente para que se acerque a ser atendido.

Una vez en la sala de Triage, el médico valoraba los signos vitales del paciente como temperatura, presión arterial, pulso, frecuencia respiratoria y escala de conciencia de Glasgow, para determinar en base a su criterio el nivel de criticidad y por ende a donde el paciente debía ser dirigido.

En el proceso manual se detectó un problema cuando se realiza asignación de niveles de prioridad, pues a pacientes con valoraciones similares en sus signos vitales y escala de Glasgow se los podría clasificar de una manera diferente, dependiendo del criterio del especialista que atiende el turno, siendo esto una clasificación empírica y no objetiva, como la "Canadian Triage and Acuity Scale (CTAS)" o "Manchester Triage Scale (MTS)", entre los más utilizados. (Alvarez Baza, 2000)

El registro de la valoración al paciente, el nivel asignado de Triage y la acción a tomar se lo entregaba en un formato impreso en papel llenado con bolígrafo. En algunos casos particulares almacenaban la información del paciente en hojas electrónicas aisladas.

Cuando se debía redirigir al paciente a cubículos de Emergencia para observación se utilizaba el papel de registro como medio para almacenar en el Sistema de Gestión Hospitalario los valores presentados en el Triage, en algunas ocasiones la pérdida del registro manual por parte del paciente ocasionaba la necesidad de una nueva valoración de los signos vitales,

frecuencia respiratoria, pulso, presión arterial, escala de dolor y escala de Glasgow.

Uno de los índices importantes que se debe tomar en cuenta en un sistema de Triage es el registro de *abandono*, es decir de aquellas personas que llegaron a atenderse en el servicio de Emergencia y dejan la casa de salud por diferentes causas sean económicas, inconformidad con el servicio; y el registro manual no permitía llevar un seguimiento de estos casos.

Otros índices como el número de pacientes que visitan la casa de salud, pacientes críticos que necesitan de intervención inmediata, disponibilidad de servicios especializados, registros solicitados por el MSP, gestión de cubículos, no podían ser monitoreados por la falta de almacenamiento en un repositorio central de datos de Triage.

A continuación, la Fig. 2, representa el diagrama del Proceso Manual de Triage

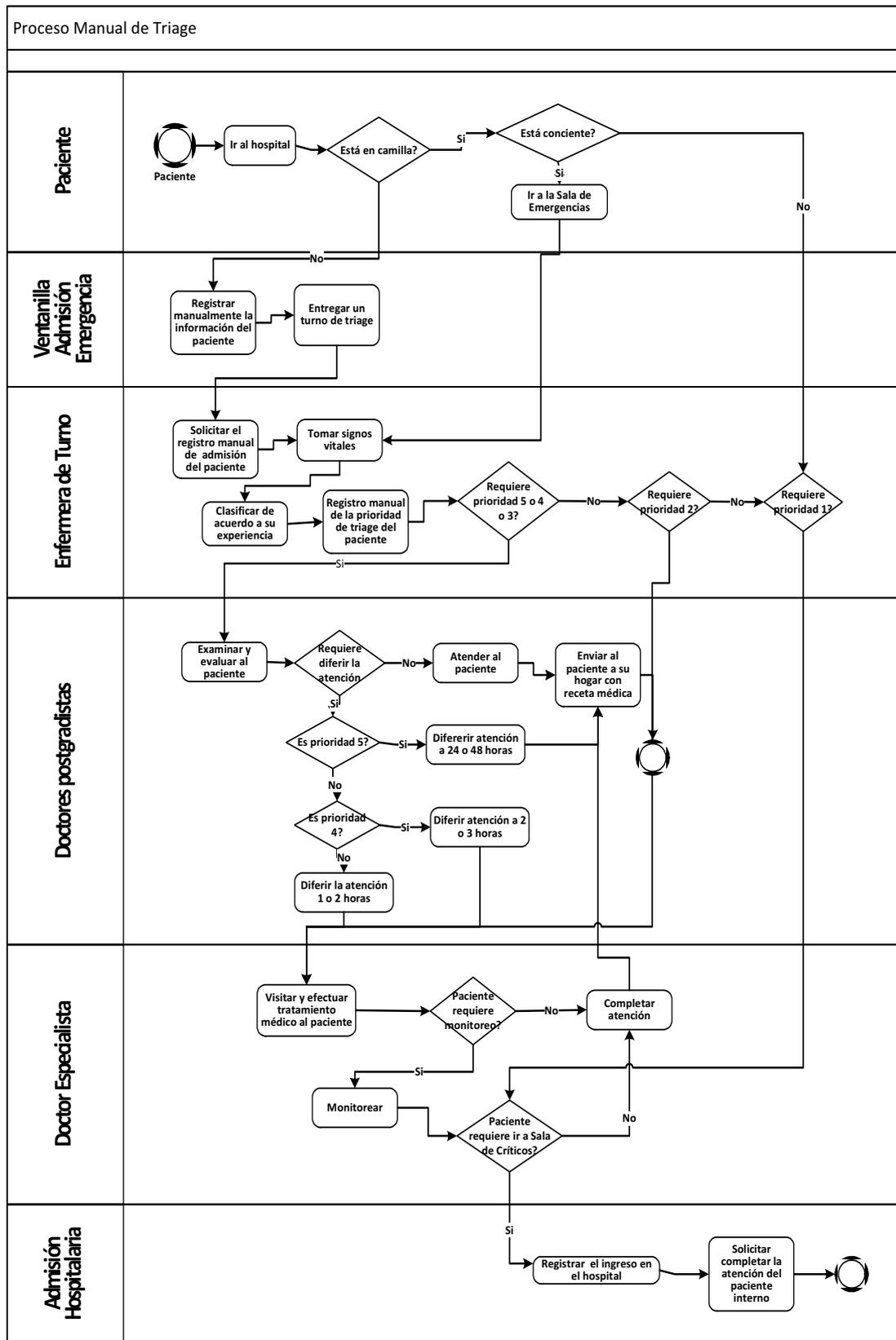


Figura 2 Diagrama de Proceso Manual de Triage

2.2. Análisis del Proceso Automatizado de Triage

Posterior al proceso manual, considerando los problemas que esto ocasionaba y con la finalidad de mejorar el servicio se desarrolló un aplicativo, para poder cubrir las necesidades de clasificación en emergencia a los pacientes que tomen un turno en la ventanilla de admisión del mismo servicio, el aplicativo funciona mediante interfaces web y fue desarrollado dentro de la institución por personal del área de TI, su creación se debió a una necesidad institucional de generar y registrar los parámetros y signos vitales de los pacientes que se atienden, sobre los que se debía tener reportes que solicita a la institución el Ministerio de Salud Pública. Para el desarrollo se utilizó una metodología ágil como es SCRUM.

En la automatización se debió considerar algunos aspectos como la existencia de una excepción al registro de Triage, en donde se definió que a los pacientes que ingresen a emergencia en estado de inconsciencia no deben pasar por el proceso de Triage, por tal motivo se lo clasifica directamente en nivel 1 de prioridad sin el uso de ningún proceso automatizado, es decir sin tomar ningún valor de sus signos vitales. En estos casos el paciente crítico pasa a un cubículo de atención en el servicio de emergencia. Para el caso de los pacientes que ingresan en estado de conciencia, deben registrarse en ventanilla de admisión portando un documento de identificación nacional o pasaporte en el caso de pacientes extranjeros, la persona encargada en ventanilla registra los datos del paciente y lo pone en espera para su evaluación en Triage. El paso siguiente es la llamada al paciente para su revisión, esta es realizada por un especialista de salud el cual lo valora, le efectúa algunas preguntas de rutina para saber la causa que originó la consulta, registra sus signos vitales como la temperatura, presión arterial, número de pulsaciones por minuto, la frecuencia respiratoria y porcentaje de saturación de oxígeno en la sangre; se pueden presentar casos específicos como cuando el paciente llega con politraumatismos, el protocolo médico es determinar la escala de dolor sin

tomar en algunas ocasiones los demás signos vitales, otra causa de visita a considerar son golpes en la cabeza en donde se debe emplear la escala de Glasgow que mide el valor de conciencia del paciente basándose en la observación del profesional de salud.

Una vez completado el registro de Triage el aplicativo fija el nivel y clasifica al paciente, esta clasificación es automática la misma que sugiere la clasificación del paciente. Tanto el valor generado por el algoritmo como el valor que la experiencia del profesional de salud asigna son almacenados en el registro de atención en emergencia.

Considerando que en la automatización del proceso se registró en una base de datos, tanto el valor generado por el algoritmo así como el valor que asigna el profesional que finalmente definió la prioridad de atención, el presente proyecto analizará el grado de comparación entre ambos registros; así como también, aplicando técnicas de machine learning mediante el uso de tres modelos de predicción y el aprendizaje de la base de conocimiento del criterio médico, se generará un nuevo modelo que permitirá pronosticar la prioridad de clasificación.

A continuación, la Figura 3, representa el diagrama del Proceso Automatizado de Triage

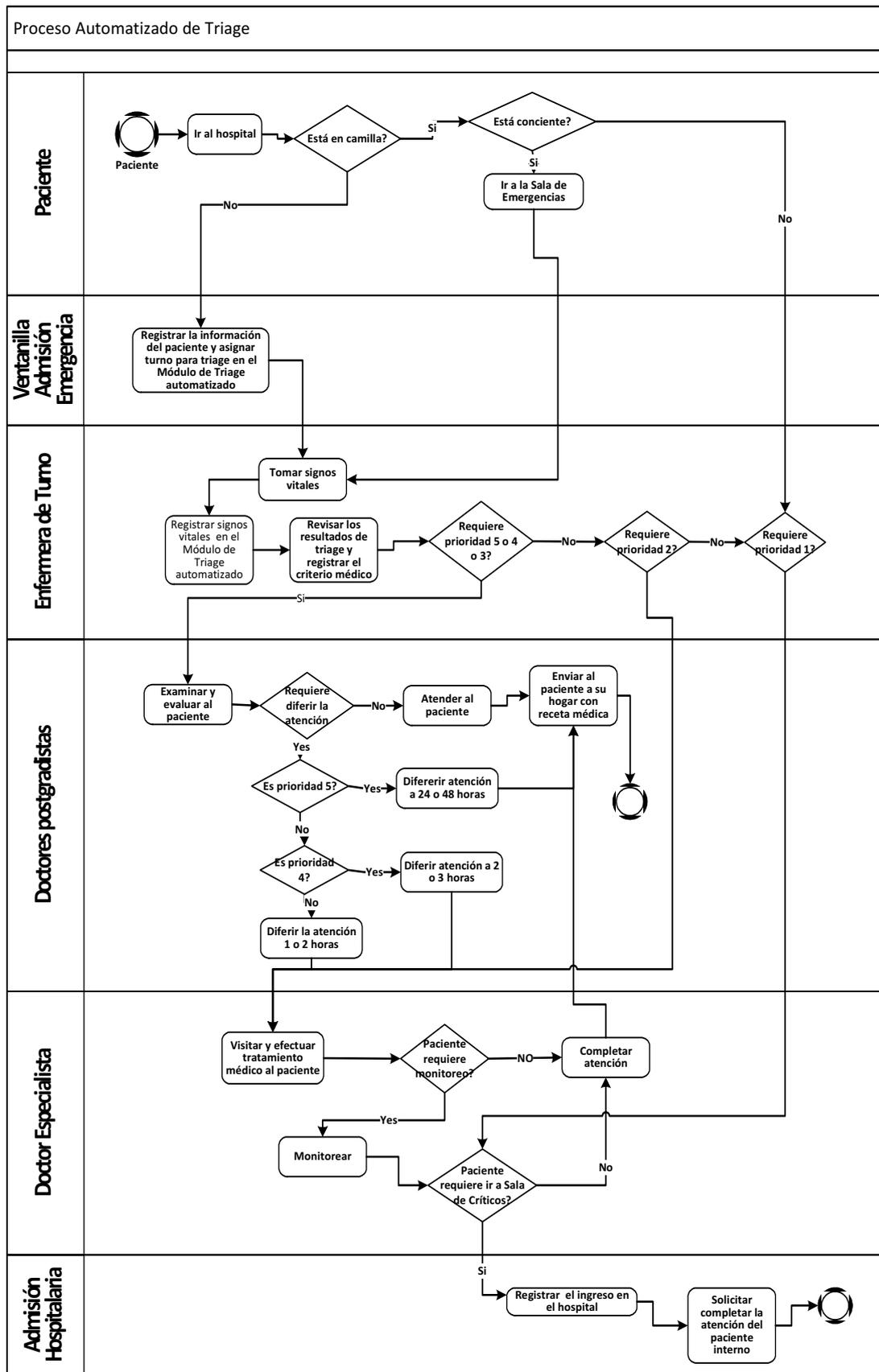


Figura 3 Diagrama de Proceso Automatizado de Triage

CAPÍTULO III

MEJORA DEL PROCESO DE TRIAGE CON MACHINE LEARNING

3.1. Metodología e Hipótesis

El proyecto de investigación se centra en el proceso de atención a pacientes en el Servicio de Emergencia basado en el modelo del Triage, en el cual las variables independientes juegan un papel muy importante, son las que definen la criticidad del paciente y su prioridad de atención, en base a lo expuesto la definición de las variables es la siguiente:

- Variable independiente: Valores determinados por los signos vitales, escala del dolor, escala de coma de Glasgow.
- Variable dependiente: Clasificación que se le da al paciente

Estas variables serán medidas a través de un algoritmo automatizado basado en el modelo de Triage: Canadian Triage and Acuity Scale, CTAS, que determina 5 niveles de atención.

El Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas Nº 1, ha definido los niveles de atención conforme se observa en la Tabla No. 2.

Tabla 2

Niveles de Triage usados en el Hospital de Especialidades FF.AA. No. 1

Nivel	Detalle	Atención
I	Condición de Salud Extrema que amenaza la vida y tiene que ser atendida inmediatamente	Inmediata
II	Condición de salud que amenaza la vida del paciente, su atención debe ser priorizada no inmediata.	15 a 30 minutos
III	Condición aguda que no amenaza la vida que requiere valoración en horas	1 a 2 horas

Continua 

IV	Condición aguda que no amenaza la vida que requiere valoración diferida	2 a 3 horas
V	Condición sintomática mayor de 24 horas que requiere valoración diferida	24 a 48 horas

Fuente: (Sitio web del Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas No. 1, s.f.)

Para definir el modelo de machine learning que mejor se adapte sobre el algoritmo de asignación de prioridades, se debe determinar la correlación que existe entre las diferentes variables citadas y el nivel de prioridad asignado por el profesional de la salud. En esta investigación los pasos a seguir para el desarrollo de la mejora del proceso de Triage, son los siguientes:

- Selección de la herramienta a utilizar para machine learning.
- Análisis del modelo de datos del proceso automatizado de Triage
- Minería de datos para la mejora del proceso de Triage.
- Definición de una estructura de las tablas de datos a utilizarse y normalización de datos
- Selección de los modelos de Machine Learning para la clasificación de la prioridad de atención.

Las hipótesis definidas dentro de esta investigación son las siguientes:

H1: El uso de técnicas de machine learning puede mejorar la precisión de la asignación de prioridad al paciente de emergencias entregado por el módulo automatizado, en un 70%.

H2: La inclusión de variables diferentes a los signos vitales como la escala de Glasgow y escala del Dolor influyen en el aprendizaje de máquina y en la clasificación de los pacientes dentro del proceso de Triage.

3.2. Selección de la herramienta para machine learning.

La capacidad para proporcionar información predictiva derivada de enormes conjuntos de datos, se ha convertido en una herramienta para empresas y particulares. La creciente importancia de machine learning hace que la utilización de la herramienta que se adapte de mejor manera en la predicción y clasificación proporcione ventajas sobre empresas que prestan servicios similares.

Para determinar el Software de Clasificación, que se adapte al Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1, esta investigación se centró en herramientas libres, de código abierto, con la finalidad de ayudar al usuario, desarrollador e investigador en la elección de su herramienta preferida en términos de plataforma en uso, formato de datos a extraer y formato de salida deseado, forma de visualización de datos necesaria, rendimiento, y la intención de desarrollar una funcionalidad que permita tener resultados que ayuden al problema planteado.

Las herramientas a evaluar fueron:

- R
- Rapidminer
- Weka
- Knime

En el primer cuadro de evaluación se revisaron algunas características, las cuales se detallan en la Tabla 3:

Tabla 3**Características de las herramientas para modelado**

Herramienta	Precio	Licencia	Lenguaje de Programación	Sistema Operativo
R	SI	GNU	Lengua de interpretación de R	Windows/ Mac/ Linux/ Unix
RapidMiner	SI	AGPL	JAVA	Windows/ Mac/ Linux/ Unix
Weka	SI	GNU	JAVA	Windows/ Mac/ Linux/ Unix
Knime	SI	GNU	JAVA	Windows/ Mac/ Linux/ Unix

En la Tabla 3 se puede determinar algunas características, en el precio y licenciamiento todas disponen de una versión que permite su libre utilización, Rapidminer dispone de su versión Enterprise con costo adicional y Knime dispone de extensiones sofisticadas las que tienen costo de licenciamiento.

R dispone de su propio lenguaje interpretado, Rapidminer, Weka y Knime están desarrolladas en JAVA. El sistema operativo en cualquiera de las herramientas soporta Windows, Linux, Unix y Mac.

En la Tabla 4 se revisaron los formatos de entrada y salida que la herramienta soporta.

Tabla 4**Formatos de ingreso y salida**

Formato	R		Rapidminer		Weka		Knime	
	Entrada	Salida	Entrada	Salida	Entrada	Salida	Entrada	Salida
text file(ASCII,.dat)	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Binary Files	Sí	Sí	No	No	No	No	Sí	Sí

Continua 

Excel spreadsheet and ODS(.csv,.delim,.DIF)	Sí	Sí	.csv	.csv	No	No	Sí	Sí
Network Connection(Socket)	Sí	Sí	.csv	.csv	No	No	Sí	Sí
SPSS	Sí	Sí	No	Sí	No	No	No	No
SAS	Sí	Sí	No	Sí	No	No	No	No
Stata	Sí	Sí	No	No	No	No	No	No
EpilInfo(.REC)	Sí	Sí	No	No	No	No	No	No
Minitab	Sí	Sí	No	No	No	No	No	No
S-PLUS	Sí	Sí	No	No	No	No	No	No
Systat(.sys ,.syd)	Sí	Sí	No	No	No	No	No	No
Octave	Sí	Sí	No	No	No	No	No	No
DBMSs	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
ODBC	Sí	Sí	No	No	No	No	No	No
Images	Sí	Sí	Sí	Sí	No	No	Sí	Sí
Memoria de proceso	No	No	No	No	No	No	Sí	Sí

La Tabla 5 muestra algunos tipos de características de visualización de las herramientas en estudio.

Tabla 5
Herramientas de visualización

Plot	R	Rapidminer	Weka	Knime
Burbuja	No	Sí	No	Sí
Desviación	No	Sí	No	Sí
Densidad	No	Sí	No	Sí
Survey Plot	No	Sí	No	Sí
Scatter	Sí	No	Sí	Sí
QQ	Sí	No	No	No
Plot Condicional	Sí	No	No	Sí

El tiempo de respuesta (Ver Tabla 6) en proceso se cronometró en un equipo con las siguientes características y software instalado:

- Equipo: Dell T120 Xeon de 3.2GH con 8 en RAM

- Sistema operativo: Linux Centos 6.8
- Rstudio 0.98.1028
- WEKA 3.7
- KNIME 3.2.1
- 3200 registros de prueba con datos de ejemplo
- Modelo de predicción MLP

Tabla 6**Tiempo de respuesta de las herramientas**

	R	Rapidminer	Weka	Knime
Tiempo en s	150	120	63	22

Las pruebas se realizaron en un ambiente controlado, permitiendo la manipulación de variables, tratando de mejorar el performance de cada una de las herramientas, además se verificó la configuración de todas las características principales.

La herramienta que proporcionó un equilibrio entre características y desempeño fue Knime 3.2.1, ya que en la versión de uso comunitario dispone de una amplia variedad de modelos, es multiplataforma, las extensiones que vienen en esta versión son suficientes para cumplir con el objetivo del experimento; al igual que R, su licencia comunitaria no tiene fecha de vencimiento, soporta conexión directa a bases de datos con la ventaja de utilizar los formatos compatibles a las necesidades actuales de información, generando reportes de alta calidad.

La información que se puede obtener de la base de datos de aquellos pacientes que fueron atendidos en el proceso de Triage permite complementar a las variables de los signos vitales, entre las que se consideraron están la edad, el género, y el valor del estado de gestación para mujeres, todos ellos extraídos de la historia clínica del paciente.

3.3. Knime

Una vez definida la herramienta a utilizar, en este caso Knime V3.2.1, se explicará brevemente como está estructurada la interfaz y cómo funcionan los nodos que se utilizaron.

3.3.1. Entorno Knime

El entorno de Knime V3.2.1 tiene a varios elementos que permiten crear, almacenar o distribuir flujos de trabajo, en donde se puede representar modelos y a su vez determinar el nivel de aprendizaje al que se llegó con la herramienta.

La Figura 4 representa el entorno de trabajo Knime, con varios paneles para trabajar a nivel de Workflow.

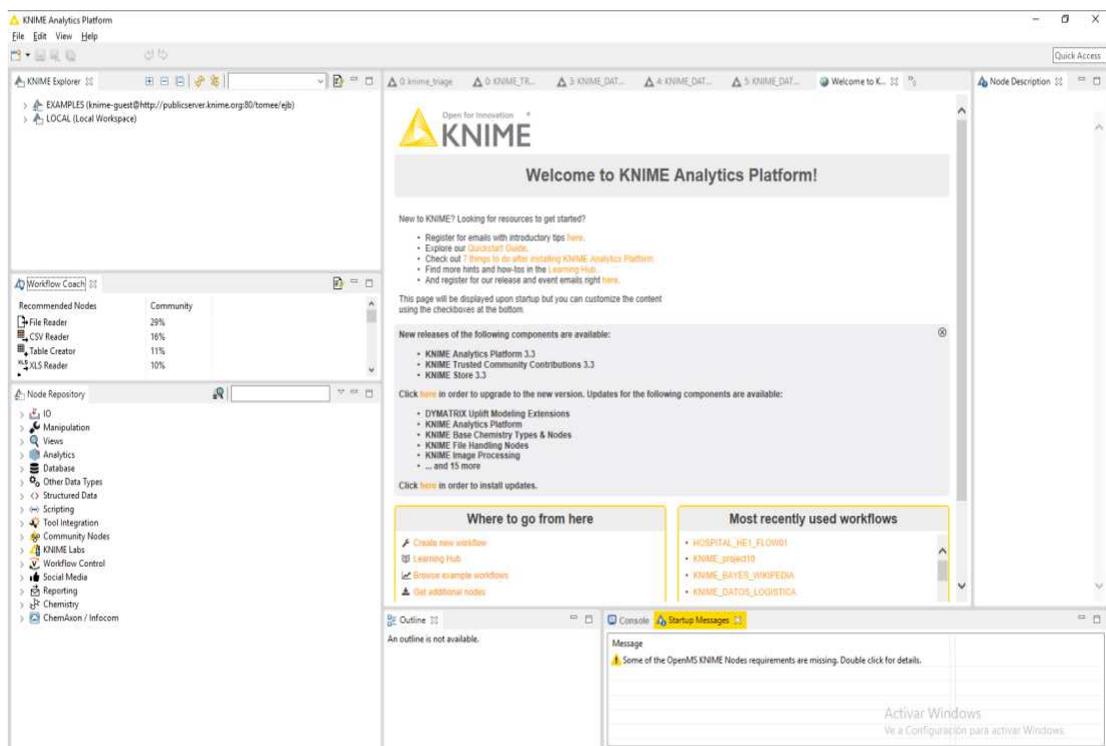


Figura 4 Entorno de flujo de trabajo Knime

3.3.2. Explorer / Menú Coach / Node Repository

En la sección izquierda se puede divisar tres paneles, el primer panel es el denominado Explorer, que es en donde se almacena los flujos de trabajo, este flujo puede ser almacenado localmente dentro de un repositorio de la herramienta o puede ser almacenado en un repositorio externo al cual se tiene acceso si se posee una cuenta en el sitio de Knime, para utilizarlo remotamente.

El WorkFlow Coach, es un panel en donde se almacenan de manera automática los objetos que fueron utilizados recientemente.

El panel Node Repository, permite navegar en una estructura jerárquica a través de los diferentes componentes de tipo nodo con los que se puede formar un WorkFlow.(Ver Figura 5)

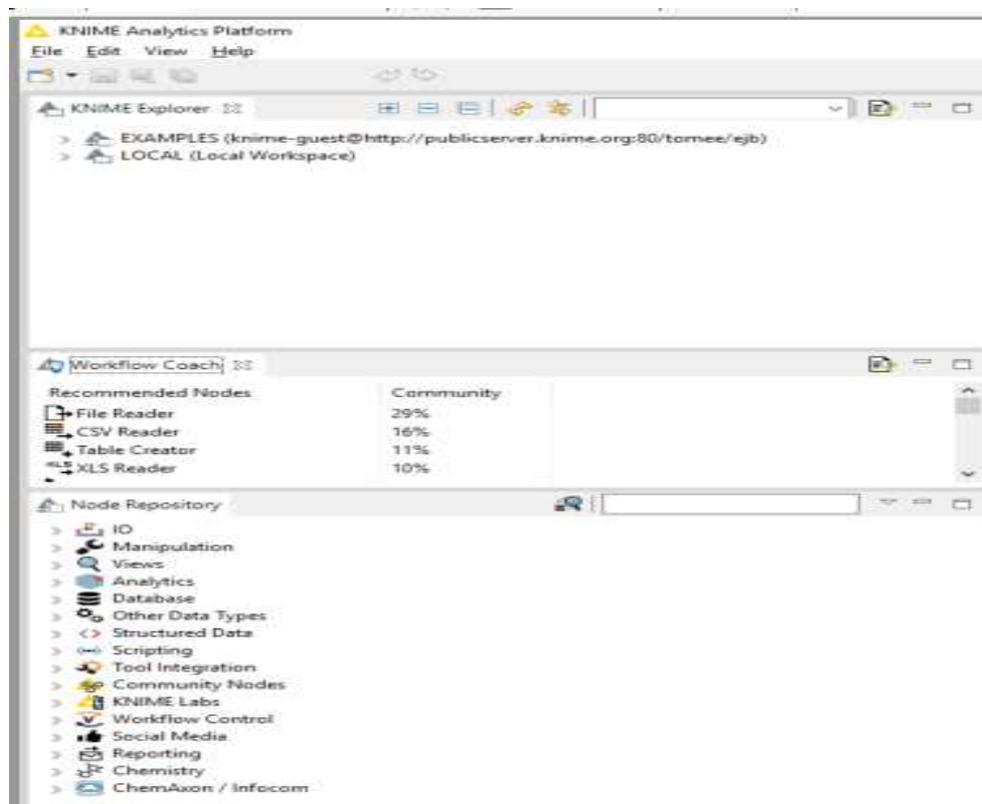


Figura 5 Menú Izquierdo

3.3.3. WorkFlow/ Node Description/ Console/ Messages

El panel central permite la creación de WorkFlows, en donde se puede utilizar los diferentes nodos que posee la herramienta.

Cuando se crea un nuevo flujo de trabajo aparece en este lugar un panel en blanco en donde se coloca de acuerdo a la necesidad a los nodos que permiten realizar una acción.

En la sección derecha del panel WorkFlow, se puede observar un panel de tipo Object Descriptor, el mismo que se utiliza para conocer de un nodo seleccionado su función, parámetros, entradas y salidas.

En el panel de consola y mensajes que se encuentra en la parte inferior del panel de WorkFlow, se puede revisar el resultado de una ejecución de un flujo de trabajo, así como leer el tipo de mensajes que Knime puede emitir. (Ver Figura 6)

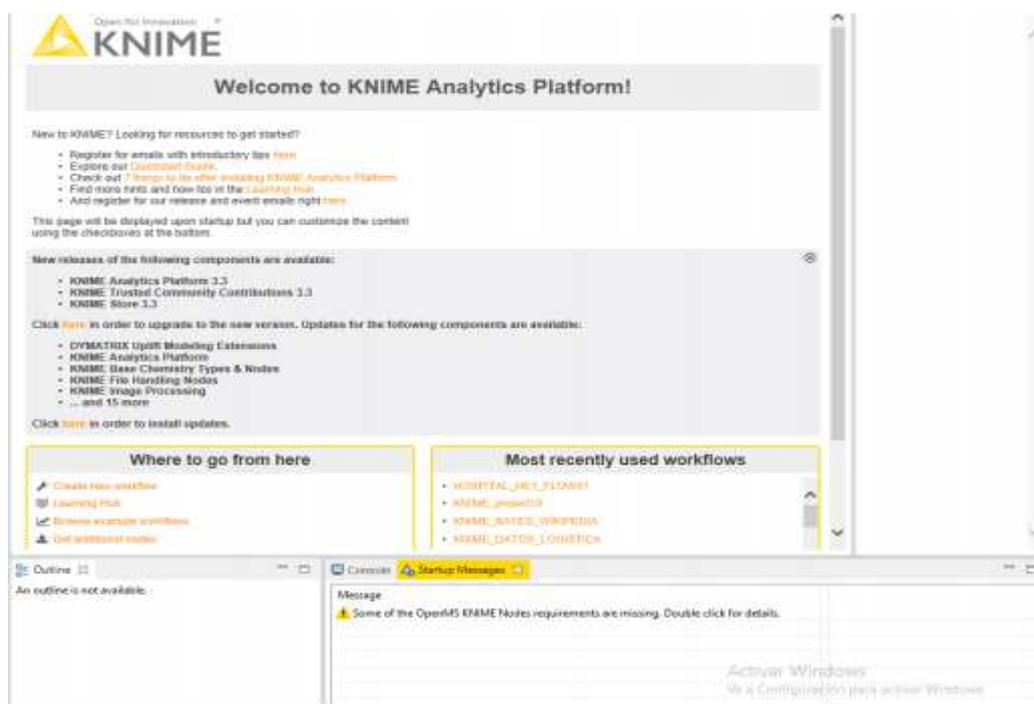


Figura 6 WorkFlow Zone

3.3.4. Generar un Flujo

Para poder generar un nuevo flujo de trabajo se debe ir al menú File y dar clic en la opción New, se desplegará posteriormente un Wizard en donde aparecerá en primera línea la opción de elaboración de un nuevo flujo de trabajo que incorpore los nodos necesarios para cumplir con una acción determinada.(Ver Figura 7)

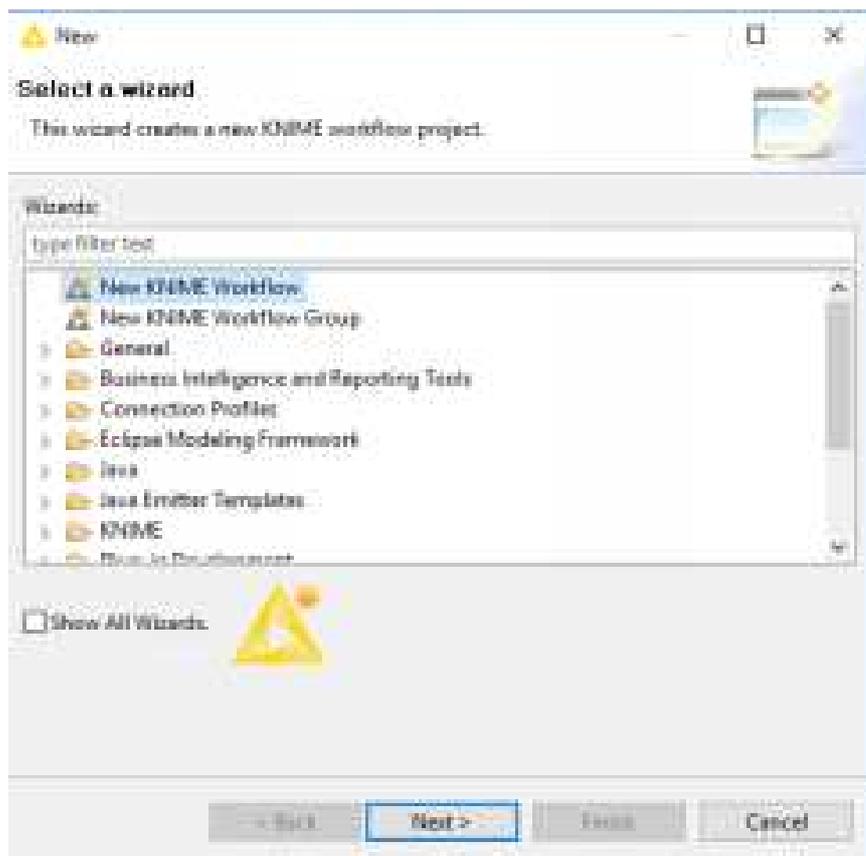


Figura 7 Pantalla de creación de un nuevo flujo

3.3.5. Nodos Esenciales

Database Conector Reader

Abre una conexión de base de datos basada en la configuración de entrada y lee la tabla de datos completa de la base de datos en KNIME.(Ver Figura 8)

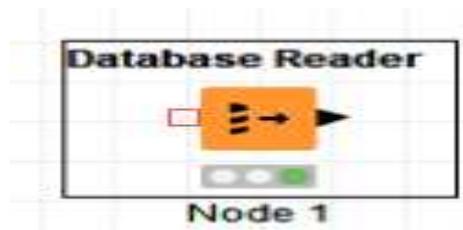


Figura 8 Nodo DBCR de Knime

XLS Readeer

Este nodo lee una hoja de cálculo y genera una salida con los datos de entrada, generalmente este tipo de nodos permiten combinarse con uno de tipo partitioning segmentando los datos de test y de aprendizaje.(Ver Figura 9)

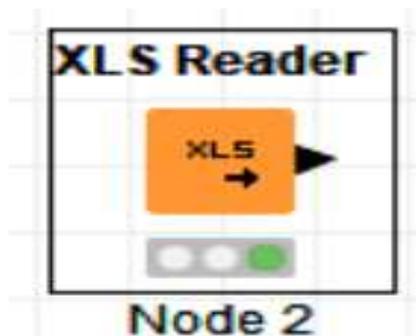


Figura 9 Diagrama de bloque Nodo XLS Reader

Nodos de tipo Partición

Se emplean para utilizar los datos de la muestra y dividirlos en 2 porcentajes, el primero para datos de aprendizaje y el segundo para datos de test.(Ver Figura 10)

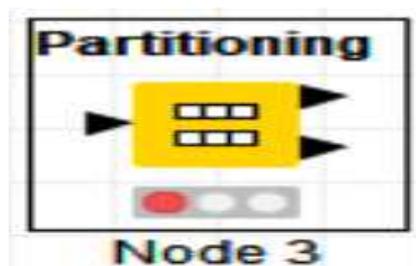


Figura 10 Diagrama de bloque de Nodos de tipo Partitioning

Nodos de Aprendizaje

Este tipo de nodos se utilizan para obtener datos de aprendizaje, generalmente emitidos por un nodo de tipo partición. (Ver Figura 11)



Figura 11 Diagrama de bloque de Nodos de aprendizaje

Nodos de predicción

Este tipo de nodo tiene generalmente como entrada a nodos de tipo aprendizaje y sirve para poder comparar resultado del uso del modelo creado por el nodo de aprendizaje y los datos de test. (Ver Figura 12)

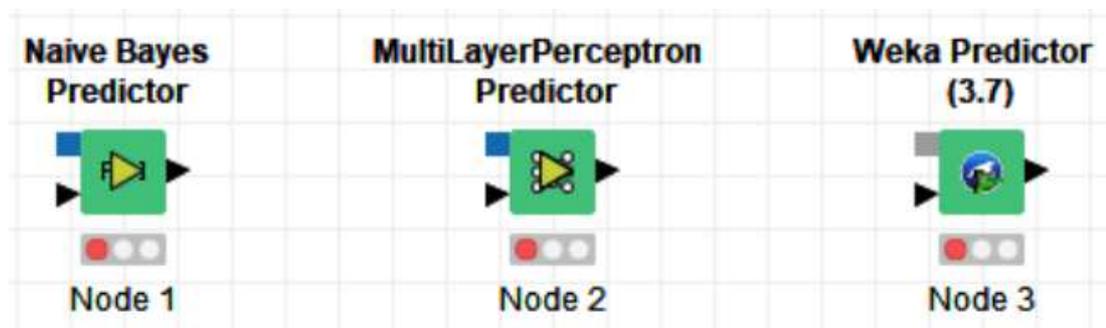


Figura 12 Diagrama de bloque de nodos de predicción

Nodos Scorer

Este tipo de nodo se utiliza para determinar el porcentaje de efectividad entre el modelo generado por los datos de aprendizaje y el resultado de los datos de test. (Ver Figura 13)



Figura 13 Diagrama de bloque de nodo scorer

3.4. Análisis del modelo de Datos del Módulo Automatizado de Triage

En la plataforma informática del Sistema del Hospital de las Fuerzas Armadas N° 1, se dispone del aplicativo con el que el personal de salud que labora en Emergencia registra su actividad en todo el proceso de Triage, el mismo que se lo presenta de manera modular para poder explicar su funcionamiento.

Turno de Triage

Para generar un turno de Triage el paciente se acerca a ventanilla, pide un turno para atención, se lo registra en la tabla de MET_TURNO, hasta que el médico presione el botón de llamada al paciente y este ingrese al cubículo de Triage para ser atendido. El personal de salud que se encarga de tomar los signos vitales tiene calendarizado los días en que va a prestar su servicio en el área de Triage. Los motivos de arribo del paciente a Triage sirven de referencia, pero en situaciones especiales como contusiones o politraumatismo se emplea la escala de coma de Glasgow o la escala del dolor.

Parámetros de Escala de Glasgow

Cuando ingresan los pacientes que tienen golpes a nivel craneoencefálico, se evalúan tres tipos de categorías, en la primera se verifica la apertura ocular, la respuesta verbal y la acción motora, lo cual se almacena en MET_CAB_TRIAGE, además en las entidades MET_GLASSGOW y MET_ESCALA_GLASSGOW, se guarda el detalle de la información. (Ver Figura 14)

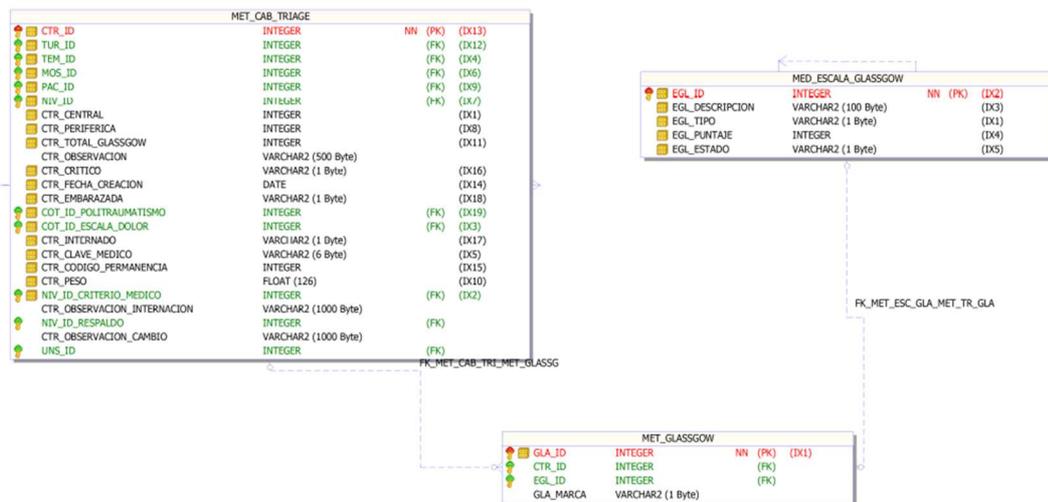


Figura 14 Entidades de escala de coma de Glasgow

Signos Vitales

En el caso de un paciente que su motivo de arribo a sala de emergencia no sea el de politraumatismo y no tenga traumatismo craneoencefálico, se realiza el procedimiento estándar, para ello se tiene un catálogo de los signos vitales del paciente MED_SIGNO_VITAL, y se almacena el registro en la tabla MET_CAB_TRIAGE.

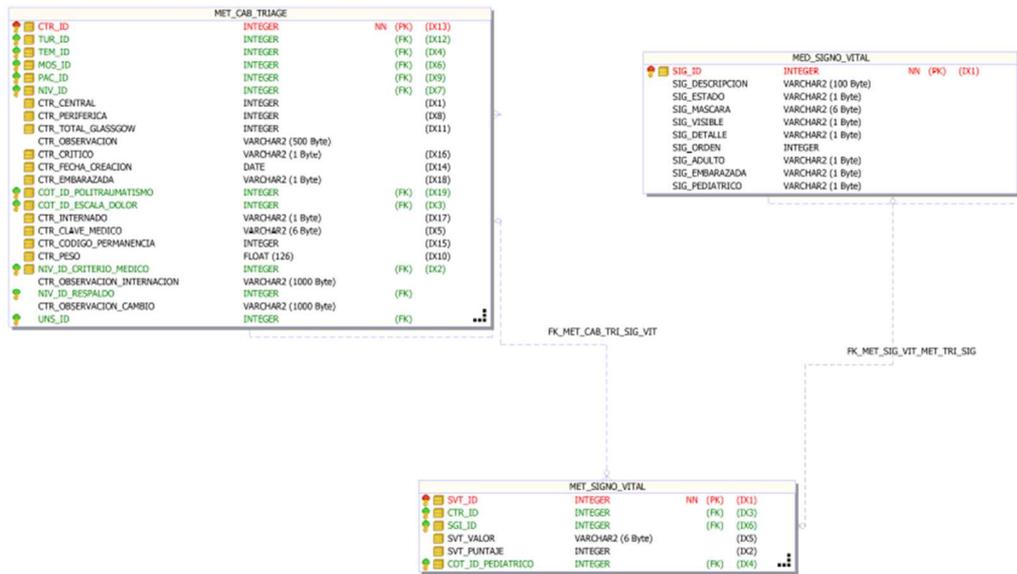


Figura 15 Entidades de registro de signos vitales

Indicadores de Triage

Finalmente para llevar un control de tiempos de atención signos vitales y escalas de Glasgow se utiliza ciertos valores que permiten llevar un control sobre la permanencia del paciente en Triage.

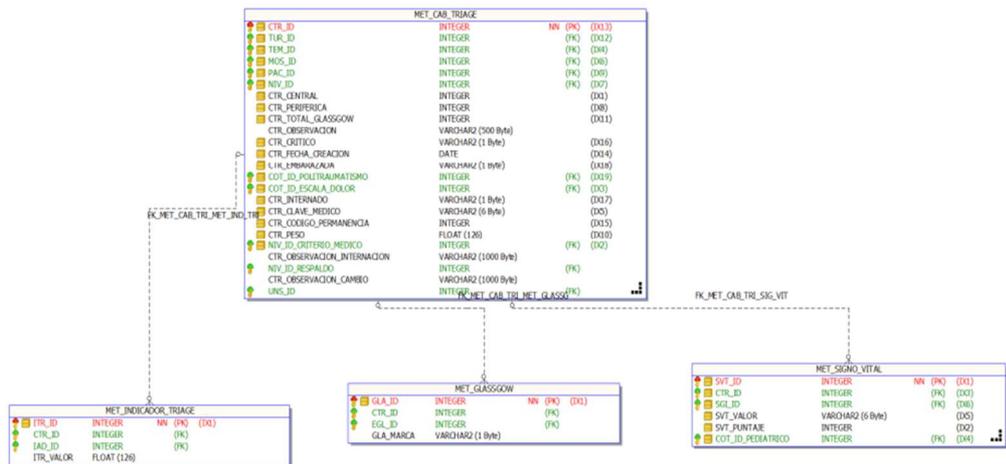


Figura 16 Entidades de registro de indicadores

3.5. Minería de Datos para la Mejora del Proceso de Triage

La información que se puede obtener de la base de datos de aquellos pacientes que fueron atendidos en el proceso de Triage permite complementar a las variables de los signos vitales, entre las cuales están la edad, el género y el valor del estado de gestación para mujeres, todos ellos extraídos de la historia clínica del paciente.

Los signos vitales básicos que se registran son: la temperatura que se la mide con un termómetro, la frecuencia respiratoria que se mide con un cronómetro contando el número de veces que se eleva el pecho del paciente recostado, la presión arterial se mide con un estetoscopio, la saturación de oxígeno en la sangre con un oxímetro. En casos de traumatismos se utiliza la escala del dolor denominada Escala Visual Analógica, y para determinar la Escala de Glasgow se utiliza un cuestionario que permite evaluar o identificar destrezas motoras, oculares y verbales, se considera esto como base para la definición de que variables se utilizarían en los modelos para la determinación del nivel en Triage.

El modelo relacional de Triage para poder llevar el control y registro de todo el proceso, está implementado en java como lenguaje de programación, su capa de datos está en Oracle 11g R2. La capa de presentación está diseñada con Java Server Faces (Primefaces 5.3) y utiliza componentes JavaScript.

Para llevar a cabo el proceso de extracción de los datos se realizaron las siguientes actividades:

- Reuniones con el personal de desarrollo
- Solicitud del modelo de datos al departamento de TICS mediante un documento formal.

- Solicitar acceso al esquema de base de datos que tiene las tablas de Triage.
- Analizar los datos de muestra de cada una de las entidades del proceso.
- Realizar querys de prueba.
- Generar un repositorio no relacional
- Generar las entidades en donde va a trabajar la herramienta.

Las reuniones con el personal de desarrollo se realizaron para obtener la mayor cantidad de información sobre la implementación del proceso de Triage, conocer a más de ello los ambientes en los que la base de datos opera, en el caso del Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas N° 1.

Se formalizó la autorización del análisis del modelo de datos, se estimó originalmente que del total de los registros disponibles para el estudio se tomaría una muestra menor al 10% para poder realizar las pruebas con cada uno de los algoritmos como Naive Bayes, Regresión logística y Multilayer Perceptron.

Se creó por parte del administrador de base de datos un esquema, con acceso de lectura a las tablas relacionadas a Triage, cabe mencionar que no se solicitó información personal de pacientes ni nada que tenga relación con la hoja de vida e historial del mismo.

Desde un equipo que se asignó para la ejecución del estudio se realizaron las primeras pruebas de extracción de los datos, en donde se encontraron algunas novedades en ciertos registros, pero en la extracción inicial se obtendría la información sin ningún proceso de depuración.

Se definieron los atributos que serían parte del estudio como:

- Condición de criticidad
- Edad del paciente
- Sexo
- Estado de gestación(mujeres)
- Pulso
- Respiración
- Temperatura corporal
- Presión arterial diastólica/sistólica
- Saturación de oxígeno en la sangre
- Es paciente con politraumatismo
- Escala del dolor
- Escala de coma de Glasgow
- Clasificación de Triage emitida por el Sistema
- Clasificación de Triage emitida por el especialistas
- Motivo de la visita

Los motivos de consulta no tenían clasificación estandarizada por lo que se realizaron transformaciones en los registros en donde se podía determinar el motivo y para enlazar con la tabla de estudio, se normalizó en una tabla temporal. La carga inicial se la efectuó con el script detallado en la Tabla 7:

Tabla 7

Script de carga inicial

```
"SELECT MET_CAB_TRIAGE.CTR_CRITICO ""Es Crítico(nomin)"" ,
(SELECT FLOOR (
MONTHS_BETWEEN (SYSDATE, PERSONA.PER_FECHA_NACIMIENTO) / 12)
FROM COMUN.CGG_PERSONA PERSONA
INNER JOIN ADMINISTRATIVO.MED_PACIENTE MEDPACIENTE
ON (PERSONA.PER_ID = MEDPACIENTE.PER_ID)
INNER JOIN MEDICA.MET_TURNO METTURNO
ON (MEDPACIENTE.PAC_ID = METTURNO.PAC_ID)
WHERE METTURNO.TUR_ID = MET_CAB_TRIAGE.TUR_ID)
""Edad del Paciente( numer)"" ,
(SELECT PERSONA.PER_SEXO
FROM COMUN.CGG_PERSONA PERSONA
INNER JOIN ADMINISTRATIVO.MED_PACIENTE MEDPACIENTE
```

Continua 

```

        ON (PERSONA.PER_ID = MEDPACIENTE.PER_ID)
        INNER JOIN MEDICA.MET_TURNO METTURNO
        ON (MEDPACIENTE.PAC_ID = METTURNO.PAC_ID)
        WHERE METTURNO.TUR_ID = MET_CAB_TRIAGE.TUR_ID)
        ""Sexo(nomin)"";
    (SELECT (CASE WHEN PERSONA.PER_SEXO = 'M' THEN 1 ELSE 0 END)
    FROM COMUN.CGG_PERSONA PERSONA
        INNER JOIN ADMINISTRATIVO.MED_PACIENTE MEDPACIENTE
        ON (PERSONA.PER_ID = MEDPACIENTE.PER_ID)
        INNER JOIN MEDICA.MET_TURNO METTURNO
        ON (MEDPACIENTE.PAC_ID = METTURNO.PAC_ID)
        WHERE METTURNO.TUR_ID = MET_CAB_TRIAGE.TUR_ID)
        ""Sexo(enumer)"";
    MET_CAB_TRIAGE.CTR_EMBARAZADA ""Esta embarazada(nominal)?"",
    (CASE WHEN MET_CAB_TRIAGE.CTR_EMBARAZADA = 'N' THEN 0 ELSE 1
    END)
    ""Esta embarazada(enumer)?"",
    (SELECT SVIT.SVT_VALOR
    FROM ADMINISTRATIVO.MED_SIGNO_VITAL MEDSV
        INNER JOIN MEDICA.MET_SIGNO_VITAL SVIT
        ON (MEDSV.SIG_ID = SVIT.SGI_ID)
    WHERE SVIT.SGI_ID = 1
        AND SVIT.CTR_ID = MET_CAB_TRIAGE.CTR_ID
        AND ROWNUM = 1)
        ""Pulso(pulso/minuto)(numer)"";
    (SELECT SVIT.SVT_VALOR
    FROM ADMINISTRATIVO.MED_SIGNO_VITAL MEDSV
        INNER JOIN MEDICA.MET_SIGNO_VITAL SVIT
        ON (MEDSV.SIG_ID = SVIT.SGI_ID)
    WHERE SVIT.SGI_ID = 2
        AND SVIT.CTR_ID = MET_CAB_TRIAGE.CTR_ID
        AND ROWNUM = 1)
        ""Respiracion(r/min)(numer)"";
    (SELECT SVIT.SVT_VALOR
    FROM ADMINISTRATIVO.MED_SIGNO_VITAL MEDSV
        INNER JOIN MEDICA.MET_SIGNO_VITAL SVIT
        ON (MEDSV.SIG_ID = SVIT.SGI_ID)
    WHERE SVIT.SGI_ID = 3
        AND SVIT.CTR_ID = MET_CAB_TRIAGE.CTR_ID
        AND ROWNUM = 1)
        ""Temperatura corporal(numer)"";
    (SELECT SVIT.SVT_VALOR
    FROM ADMINISTRATIVO.MED_SIGNO_VITAL MEDSV
        INNER JOIN MEDICA.MET_SIGNO_VITAL SVIT
        ON (MEDSV.SIG_ID = SVIT.SGI_ID)
    WHERE SVIT.SGI_ID = 4
        AND SVIT.CTR_ID = MET_CAB_TRIAGE.CTR_ID
        AND ROWNUM = 1)
        ""Pres. Arter Siast(numer)"";
    (SELECT SVIT.SVT_VALOR
    FROM ADMINISTRATIVO.MED_SIGNO_VITAL MEDSV
        INNER JOIN MEDICA.MET_SIGNO_VITAL SVIT
        ON (MEDSV.SIG_ID = SVIT.SGI_ID)
    WHERE SVIT.SGI_ID = 5
        AND SVIT.CTR_ID = MET_CAB_TRIAGE.CTR_ID
        AND ROWNUM = 1)
        ""Pres Arter. Diast(numer)"";
    (SELECT SVIT.SVT_VALOR

```

```

FROM ADMINISTRATIVO.MED_SIGNO_VITAL MEDSV
  INNER JOIN MEDICA.MET_SIGNO_VITAL SVIT
    ON (MEDSV.SIG_ID = SVIT.SGI_ID)
WHERE   SVIT.SGI_ID = 6
        AND SVIT.CTR_ID = MET_CAB_TRIAGE.CTR_ID
        AND ROWNUM = 1)
      ""Saturación(%oxígeno)(numer)"";
(SELECT MET_COT.COT_DESCRIPCION
  FROM MEDICA.MET_COT
  WHERE MET_COT.COT_ID = COT_ID_POLITRAUMATISMO)
      ""Politraumat(nominal)(nomin)"";
MET_CAB_TRIAGE.COT_ID_POLITRAUMATISMO ""Politraumatismo(código)"";
(SELECT MET_COT.COT_DESCRIPCION
  FROM MEDICA.MET_COT
  WHERE MET_COT.COT_ID = COT_ID_ESCALA_DOLOR)
      ""Escala Dolor(nomin)"";
MET_CAB_TRIAGE.COT_ID_ESCALA_DOLOR ""Escala Dolor(numer)"";
MET_CAB_TRIAGE.CTR_TOTAL_GLASSGOW ""Escala
Coma(Glassgow)(numer)"";
(SELECT MET_NIVEL.NIV_ID
  FROM MEDICA.MET_NIVEL
  WHERE MET_NIVEL.NIV_ID = MET_CAB_TRIAGE.NIV_ID)
      ""Triage. Sistema(numer)"";
(SELECT MET_NIVEL.NIV_DESCRIPCION
  FROM MEDICA.MET_NIVEL
  WHERE MET_NIVEL.NIV_ID = MET_CAB_TRIAGE.NIV_ID)
      ""Triage. Sistema(nomin)"";
(SELECT MET_NIVEL.NIV_ID
  FROM MEDICA.MET_NIVEL
  WHERE MET_NIVEL.NIV_ID =
MET_CAB_TRIAGE.NIV_ID_CRITERIO_MEDICO)
      ""Triage. médico(numer)"";
(SELECT MET_NIVEL.NIV_DESCRIPCION
  FROM MEDICA.MET_NIVEL
  WHERE MET_NIVEL.NIV_ID =
MET_CAB_TRIAGE.NIV_ID_CRITERIO_MEDICO)
      ""Triage. médico(nomin)""
FROM MEDICA.MET_CAB_TRIAGE;

"DROP TABLE TMP_TRIAGE_HE1;

CREATE TABLE TMP_TRIAGE_HE1

AS
SELECT MET_CAB_TRIAGE.CTR_CRITICO ""Es Crítico(nomin)"";
(SELECT FLOOR (
MONTHS_BETWEEN (SYSDATE, PERSONA.PER_FECHA_NACIMIENTO)
/ 12)
FROM COMUN.CGG_PERSONA PERSONA
  INNER JOIN ADMINISTRATIVO.MED_PACIENTE MEDPACIENTE
    ON (PERSONA.PER_ID = MEDPACIENTE.PER_ID)
  INNER JOIN MEDICA.MET_TURNO METTURNO
    ON (MEDPACIENTE.PAC_ID = METTURNO.PAC_ID)
  WHERE METTURNO.TUR_ID = MET_CAB_TRIAGE.TUR_ID)
      ""Edad del Paciente(numer)"";
(SELECT PERSONA.PER_SEXO
FROM COMUN.CGG_PERSONA PERSONA

```

Continua 

```

INNER JOIN ADMINISTRATIVO.MED_PACIENTE MEDPACIENTE
ON (PERSONA.PER_ID = MEDPACIENTE.PER_ID)
INNER JOIN MEDICA.MET_TURNO METTURNO
ON (MEDPACIENTE.PAC_ID = METTURNO.PAC_ID)
WHERE METTURNO.TUR_ID = MET_CAB_TRIAGE.TUR_ID)
""Sexo(nomin)"" ,
(SELECT (CASE WHEN PERSONA.PER_SEXO = 'M' THEN 1 ELSE 0 END)
FROM COMUN.CGG_PERSONA PERSONA
INNER JOIN ADMINISTRATIVO.MED_PACIENTE MEDPACIENTE
ON (PERSONA.PER_ID = MEDPACIENTE.PER_ID)
INNER JOIN MEDICA.MET_TURNO METTURNO
ON (MEDPACIENTE.PAC_ID = METTURNO.PAC_ID)
WHERE METTURNO.TUR_ID = MET_CAB_TRIAGE.TUR_ID)
""Sexo(enumer)"" ,
MET_CAB_TRIAGE.CTR_EMBARAZADA ""Esta embarazada(nominal)?"",
(CASE WHEN MET_CAB_TRIAGE.CTR_EMBARAZADA = 'N' THEN 0 ELSE 1 END)
""Esta embarazada(enumer)?"",
(SELECT SVIT.SVT_VALOR
FROM ADMINISTRATIVO.MED_SIGNO_VITAL MEDSV
INNER JOIN MEDICA.MET_SIGNO_VITAL SVIT
ON (MEDSV.SIG_ID = SVIT.SGI_ID)
WHERE SVIT.SGI_ID = 1
AND SVIT.CTR_ID = MET_CAB_TRIAGE.CTR_ID
AND ROWNUM = 1)
""Pulso(pulso/minuto)(numer)"" ,
(SELECT SVIT.SVT_VALOR
FROM ADMINISTRATIVO.MED_SIGNO_VITAL MEDSV
INNER JOIN MEDICA.MET_SIGNO_VITAL SVIT
ON (MEDSV.SIG_ID = SVIT.SGI_ID)
WHERE SVIT.SGI_ID = 2
AND SVIT.CTR_ID = MET_CAB_TRIAGE.CTR_ID
AND ROWNUM = 1)
""Respiracion(r/min)(numer)"" ,
(SELECT SVIT.SVT_VALOR
FROM ADMINISTRATIVO.MED_SIGNO_VITAL MEDSV
INNER JOIN MEDICA.MET_SIGNO_VITAL SVIT
ON (MEDSV.SIG_ID = SVIT.SGI_ID)
WHERE SVIT.SGI_ID = 3
AND SVIT.CTR_ID = MET_CAB_TRIAGE.CTR_ID
AND ROWNUM = 1)
""Temperatura corporal(numer)"" ,
(SELECT SVIT.SVT_VALOR
FROM ADMINISTRATIVO.MED_SIGNO_VITAL MEDSV
INNER JOIN MEDICA.MET_SIGNO_VITAL SVIT
ON (MEDSV.SIG_ID = SVIT.SGI_ID)
WHERE SVIT.SGI_ID = 4
AND SVIT.CTR_ID = MET_CAB_TRIAGE.CTR_ID
AND ROWNUM = 1)
""Pres. Arter Siast(numer)"" ,
(SELECT SVIT.SVT_VALOR
FROM ADMINISTRATIVO.MED_SIGNO_VITAL MEDSV
INNER JOIN MEDICA.MET_SIGNO_VITAL SVIT
ON (MEDSV.SIG_ID = SVIT.SGI_ID)
WHERE SVIT.SGI_ID = 5
AND SVIT.CTR_ID = MET_CAB_TRIAGE.CTR_ID
AND ROWNUM = 1)
""Pres Arter. Diast(numer)"" ,
(SELECT SVIT.SVT_VALOR

```

Continua 

```

FROM ADMINISTRATIVO.MED_SIGNO_VITAL MEDSV
  INNER JOIN MEDICA.MET_SIGNO_VITAL SVIT
    ON (MEDSV.SIG_ID = SVIT.SGI_ID)
WHERE   SVIT.SGI_ID = 6
        AND SVIT.CTR_ID = MET_CAB_TRIAGE.CTR_ID
        AND ROWNUM = 1)
      ""Saturación(%oxigeno)(numer)"";
(SELECT MET_COT.COT_DESCRIPCION
  FROM MEDICA.MET_COT
  WHERE MET_COT.COT_ID = COT_ID_POLITRAUMATISMO)
      ""Politraumat(nominal)(nomin)"";
MET_CAB_TRIAGE.COT_ID_POLITRAUMATISMO
""Politraumatismo(código)"";
(SELECT MET_COT.COT_DESCRIPCION
  FROM MEDICA.MET_COT
  WHERE MET_COT.COT_ID = COT_ID_ESCALA_DOLOR)
      ""Escala Dolor(nomin)"";
MET_CAB_TRIAGE.COT_ID_ESCALA_DOLOR ""Escala Dolor(numer)"";
MET_CAB_TRIAGE.CTR_TOTAL_GLASSGOW ""Escala
Coma(Glassgow)(numer)"";
(SELECT MET_NIVEL.NIV_ID
  FROM MEDICA.MET_NIVEL
  WHERE MET_NIVEL.NIV_ID = MET_CAB_TRIAGE.NIV_ID)
      ""Triage. Sistema(numer)"";
(SELECT MET_NIVEL.NIV_DESCRIPCION
  FROM MEDICA.MET_NIVEL
  WHERE MET_NIVEL.NIV_ID = MET_CAB_TRIAGE.NIV_ID)
      ""Triage. Sistema(nomin)"";
(SELECT MET_NIVEL.NIV_ID
  FROM MEDICA.MET_NIVEL
  WHERE MET_NIVEL.NIV_ID =
MET_CAB_TRIAGE.NIV_ID_CRITERIO_MEDICO)
      ""Triage. médico(numer)"";
(SELECT MET_NIVEL.NIV_DESCRIPCION
  FROM MEDICA.MET_NIVEL
  WHERE MET_NIVEL.NIV_ID =
MET_CAB_TRIAGE.NIV_ID_CRITERIO_MEDICO)
      ""Triage. médico(nomin)"";
0 VARIABLE_DIAGNOSTICO, '
VD_DESCRIPCION
  FROM MEDICA.MET_CAB_TRIAGE;"

CREATE TABLE CHRISTIAN_RUIZ.tmp_variables_Triage
(
  id          INTEGER,
  VARIABLE    VARCHAR2(200),
  NIVEL_TRIAGE INTEGER
)
RESULT_CACHE (MODE DEFAULT)
STORAGE (
  BUFFER_POOL    DEFAULT
  FLASH_CACHE    DEFAULT
  CELL_FLASH_CACHE DEFAULT
)
LOGGING
NOCOMPRESS
NOCACHE
NOPARALLEL

```

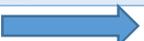


```
NOORDER;
```

```
CREATE OR REPLACE TRIGGER TMP_VARIABLES_TRIAGE_TRG
BEFORE INSERT
ON TMP_VARIABLES_TRIAGE
REFERENCING NEW AS New OLD AS Old
FOR EACH ROW
BEGIN
-- For Toad: Highlight column ID
:new.ID := TMP_VARIABLES_TRIAGE_SEQ.nextval;
END TMP_VARIABLES_TRIAGE_TRG;
/
```

```
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('PARO CARDIORESPIRATORIO',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ESTADO DE CHOQUE',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('INCONSCIENCIA',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('POLITRAUMATISMO',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('CONVULSIONES',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DELIRIO',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('CHOQUE TRAUMÁTICO',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('NEUMOTÓRAX A TENSIÓN',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('QUEMADURA FACIAL CON AFECTACIÓN DE LA VÍA AÉREA',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SOBREDOSIS CON HIPOTENSIÓN',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('INFARTO AGUDO DEL MIOCARDIO CON COMPLICACIONES',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ESTADO ASMÁTICO',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ESTATUS EPILÉPTICO',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ESCALA DE GLASGOW MENOR DE 10',1);
```

```
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TCE CON ESCALA DE COMA DE GLASGOW < DE 13',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO GRAVE',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO OCULAR',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('REACCIÓN ALÉRGICA SEVERA',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DOLOR TORÁCICO NO TRAUMÁTICO',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('INTOXICACIONES',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
```

Continua 

```

('SANGRADO DE TUBO DIGESTIVO',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ASMA GRAVE',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DIABETES COMPLICADA (HIPOGLUCEMIA O',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('HIPERGLUCEMIA, CETOACIDOSIS)',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('CEFALEA INTENSA CON ESCALA DE DOLOR DE 8 A 10',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SÍNDROME CONFUSIONAL',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('AGRESIÓN SEXUAL',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO CRANEAL',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('POLITRAUMATISMO',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO CERVICAL CON O SIN LESIÓN MEDULAR',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('QUEMADURAS',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ANAFILAXIA',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SÍNDROMES CORONARIOS AGUDOS CON O SIN ELEVACIÓN DEL',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SEGMENTO ST',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SOBREDOSIS DE MEDICAMENTOS O DROGAS',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('APENDICITIS',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('COLECISTITIS LITIÁSICA CON O SIN OBSTRUCCIÓN BILIAR',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('EMBARAZO ECTÓPICO',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('HEMORRAGIA OBSTÉTRICA',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('HEMORRAGIA SUBARACNOÍDEA',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('MIGRAÑA SEVERA',2 );

Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TCE CON ESCALA DE COMA DE GLASGOW DE 13',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO MODERADO',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('PROBLEMAS CON LA DIÁLISIS',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ASMA MODERADA',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DISNEA MODERADA',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DOLOR TORÁCICO SIN ENFERMEDAD CORONARIA',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SANGRADO DE TUBO DIGESTIVO CON SIGNOS VITALES ESTABLES',3);

```

Continua 

```

Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('CONVULSIONES A LA LLEGADA AL HOSPITAL',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('IDEAS SUICIDAS',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ESCALA DE DOLOR DE 4 A 7 DE 1',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO CRANEAL',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('FRACTURAS EXPUESTAS O CERRADAS',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('PIELONEFRITIS',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ASMA BRONQUIAL CON INFECCIÓN DE VÍAS RESPIRATORIAS ALTAS',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('NEUMONÍA',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('MIGRAÑA MODERADA',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('CÓLICO RENOURTERAL',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('CONVULSIONES',3);

Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TCE CON ESCALA DE COMA DE GLASGOW DE 15',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO MENOR',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('CEFALEA MODERADA CON ESCALA DE DOLOR DE 4 A 7 DE 10',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('REACCIÓN ALÉRGICA MENOR',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('VÓMITO Y DIARREA CON DESHIDRATACIÓN LEVE A MODERADA',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('LUMBALGIA EXACERBADA CRÓNICA',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('CUADRO GRIPAL Y FARÍNGEO (DESCARTAR ABSCESO EN CAVIDAD BUCAL)',4);
Insert
into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO CRANEAL, CON ESTADO DE ALERTA Y SIN VÓMITOS',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('FRACTURAS CERRADAS Y LUXACIONES COMUNES',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('APENDICITIS',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DOLOR MUSCULAR',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('URTICARIA',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DISURIA',4);

Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO MENOR, NO AGUDO',5);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DIARREA SIN DESHIDRATACIÓN',5);

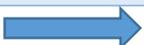
```

Continua 


```

Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('NEUMOTÓRAX A TENSIÓN',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('QUEMADURA FACIAL CON AFECTACIÓN DE LA VÍA AÉREA',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SOBREDOSIS CON HIPOTENSIÓN',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('INFARTO AGUDO DEL MIOCARDIO CON COMPLICACIONES',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ESTADO ASMÁTICO',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ESTATUS EPILÉPTICO',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ESCALA DE GLASGOW MENOR DE 10',1);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TCE CON ESCALA DE COMA DE GLASGOW < DE 13',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO GRAVE',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO OCULAR',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('REACCIÓN ALÉRGICA SEVERA',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DOLOR TORÁCICO NO TRAUMÁTICO',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('INTOXICACIONES',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SANGRADO DE TUBO DIGESTIVO',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ASMA GRAVE',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DIABETES COMPLICADA (HIPOGLUCEMIA O',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('HIPERGLUCEMIA, CETOACIDOSIS)',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('CEFALEA INTENSA CON ESCALA DE DOLOR DE 8 A 10',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SÍNDROME CONFUSIONAL',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('AGRESIÓN SEXUAL',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO CRANEAL',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('POLITRAUMATISMO',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO CERVICAL CON O SIN LESIÓN MEDULAR',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('QUEMADURAS',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ANAFILAXIA',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SÍNDROMES CORONARIOS AGUDOS CON O SIN ELEVACIÓN DEL',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SEGMENTO ST',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SOBREDOSIS DE MEDICAMENTOS O DROGAS',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('APENDICITIS',2 );

```

Continúa 

```

Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('COLECISTITIS LITIÁSICA CON O SIN OBSTRUCCIÓN BILIAR ',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('EMBARAZO ECTÓPICO ',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('HEMORRAGIA OBSTÉTRICA ',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('HEMORRAGIA SUBARACNOÍDEA ',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('MIGRAÑA SEVERA ',2 );
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TCE CON ESCALA DE COMA DE GLASGOW DE 13 ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO MODERADO ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('PROBLEMAS CON LA DIÁLISIS ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ASMA MODERADA ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DISNEA MODERADA ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DOLOR TORÁCICO SIN ENFERMEDAD CORONARIA ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SANGRADO DE TUBO DIGESTIVO CON SIGNOS VITALES ESTABLES ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('CONVULSIONES A LA LLEGADA AL HOSPITAL ',3);
Insert
into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values ('IDEAS
SUICIDAS ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ESCALA DE DOLOR DE 4 A 7 DE 1 ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO CRANEAL ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('FRACTURAS EXPUESTAS O CERRADAS ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('PIELONEFRITIS ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ASMA BRONQUIAL CON INFECCIÓN DE VÍAS RESPIRATORIAS ALTAS ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('NEUMONÍA ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('MIGRAÑA MODERADA ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('CÓLICO RENOURTERAL ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('CONVULSIONES ',3);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TCE CON ESCALA DE COMA DE GLASGOW DE 15 ',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO MENOR ',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('CEFALEA MODERADA CON ESCALA DE DOLOR DE 4 A 7 DE 10 ',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('REACCIÓN ALÉRGICA MENOR ',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('VÓMITO Y DIARREA CON DESHIDRATACIÓN LEVE A MODERADA ',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values

```

Continua 

```

('LUMBALGIA EXACERBADA CRÓNICA',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('CUADRO GRIPAL Y FARÍNGEO (DESCARTAR ABSCESO EN CAVIDAD BUCAL)
',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO CRANEAL, CON ESTADO DE ALERTA Y SIN VÓMITOS',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('FRACTURAS CERRADAS Y LUXACIONES COMUNES',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('APENDICITIS',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DOLOR MUSCULAR',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('URTICARIA',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DISURIA',4);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('TRAUMATISMO MENOR, NO AGUDO',5);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DIARREA SIN DESHIDRATACIÓN',5);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('VÓMITO AISLADO',5);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('DOLOR ABDOMINAL CRÓNICO',5);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ENFERMEDADES PSIQUIÁTRICAS',5);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ESCALA DE DOLOR MENOR DE 4 DE 10',5);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SIN DISNEA',5);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('GASTROENTERITIS',5);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('ESTREÑIMIENTO',5);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('SIN PSICOSIS',5);
Insert into TMP_VARIABLES_TRIAGE (VARIABLE, NIVEL_TRIAGE) Values
('LACERACIONES SUPERFICIALES (RASPONES, HERIDAS SIMPLES)',5);"

"TRUNCATE TABLE TMP_TRIAGE_HE1_TRANS;
DECLARE
CURSOR c1
IS
SELECT ""Es Crítico(nomin)"" ,
""Edad del Paciente(numer)"" ,
""Sexo(nomin)"" ,
""Sexo(enumer)"" ,
""Esta embarazada(nominal)?"" ,
""Esta embarazada(enumer)?"" ,
""Pulso(pulso/minuto)(numer)"" ,
""Respiracion(r/min)(numer)"" ,
""Temperatura corporal(enumer)"" ,
""Pres. Arter Siast(enumer)"" ,
""Pres Arter. Diast(enumer)"" ,
""Saturación(%oxigeno)(numer)"" ,
""Politraumat(nominal)(nomin)"" ,
""Politraumatismo(código)"" ,
""Escala Dolor(nomin)"" ,

```

Continua 

```

    ""Escala Dolor(enumer)"" ,
    ""Escala Coma(Glassgow)(numer)"" ,
    ""Triage. Sistema(numer)"" ,
    ""Triage. Sistema(nomin)"" ,
    ""Triage. médico(numer)"" ,
    ""Triage. médico(nomin)"" ,
    VARIABLE_DIAGNOSTICO,
    VD_DESCRIPCION,
    DETERMINDOS_SISTEMA_N_1_2
FROM TMP_TRIAGE_HE1
WHERE ""Triage. médico(numer)"" BETWEEN 1 AND 5;
BEGIN
FOR I IN C1
LOOP
DECLARE
v_error PLS_INTEGER;
BEGIN
INSERT INTO TMP_TRIAGE_HE1_TRANS
VALUES (I.""Es Crítico(nomin)"" ,
I.""Edad del Paciente(numer)"" ,
I.""Sexo(nomin)"" ,
I.""Sexo(numer)"" ,
I.""Esta embarazada(nominal)?"" ,
I.""Esta embarazada(numer)?"" ,
I.""Pulso(pulso/minuto)(numer)"" ,
I.""Respiracion(r/min)(numer)"" ,
I.""Temperatura corporal(numer)"" ,
I.""Pres. Arter Sias(numer)"" ,
I.""Pres Arter. Diast(numer)"" ,
I.""Saturación(%oxígeno)(numer)"" ,
I.""Politraumat(nominal)(nomin)"" ,
I.""Politraumatismo(código)"" ,
I.""Escala Dolor(nomin)"" ,
I.""Escala Dolor(numer)"" ,
I.""Escala Coma(Glassgow)(numer)"" ,
I.""Triage. Sistema(numer)"" ,
I.""Triage. Sistema(nomin)"" ,
I.""Triage. médico(numer)"" ,
I.""Triage. médico(nomin)"" ,
I.VARIABLE_DIAGNOSTICO,
I.VD_DESCRIPCION,
I.DETERMINDOS_SISTEMA_N_1_2);
EXCEPTION
WHEN OTHERS
THEN
v_error := -1;
END;
END LOOP;
END;

COMMIT;"

```

3.6 Definición y Normalización de Datos a utilizarse

Para la validación de la información se efectuaron reuniones con el departamento de desarrollo y a partir de ello se pudieron definir parámetros para filtrar la información a utilizarse como se observa en la Tabla 8.

Tabla 8

Rangos de validez de las variables dentro del estudio

Parámetro	Límite inferior	Límite superior
Edad	0	104
Sexo	0	1
Respiración	5	60
Temperatura	30	42
Presión Sistólica		<=180
Presión Diastólica	>=60	
Saturación de oxígeno		<100%

Además se efectuó un análisis de las tablas de Catálogos relacionadas al proceso de Triage, con información complementaria a la investigación a efectuarse:

- Escala de Glasgow. (Ver Tabla 9)

Tabla 9

Catálogo Escala de Glasgow

EGL_ID	EGL_DESCRIPCION
43	DESORIENTADO
44	PALABRAS INAPROPIADAS
42	UBICADA
45	SONIDOS INCOMPRESIBLES
49	RETIRA POR ESTIMULO
47	OBEDECE ÓRDENES
48	UBICA DOLOR

Continua 

50	DECORTICACIÓN(FLEXIÓN)
51	DESCEREBRACIÓN(EXTENSIÓN)
55	AUSENTE
54	AUSENTE
25	ESPONTANEO
26	POR ÓRDENES
41	AUSENTE
27	ESTÍMULO DOLOROSO

- Escala de Dolor y Politraumatismo.(Ver Tabla 10)

Tabla 10

Catálogo Escala de Dolor y Politraumatismo

COT_ID	COT_DESCRIPCION
1	ESCALA DEL DOLOR
2	CENTRAL
3	PERIFERICO
4	AGUDO
5	CRONICO
6	SEVERO
7	MODERADO
8	LEVE
9	SEVERO
10	MODERADO
11	LEVE
12	AGUDO
13	CRONICO
14	SEVERO
15	MODERADO
16	LEVE

Continua



17	SEVERO
18	MODERADO/LEVE
19	POLITRAUMATISMO
20	TRAUMA GENERAL
21	TRAUMA CRANEAL
22	TRUMA CUELLO
23	VEHICULAR
24	MOTOCICLETA
25	PEDESTRE / BICICLETA
26	CAIDA
27	HEREDA PENETRANTE
28	VEHICULAR
29	PEDESTRE / BICICLETA
30	CAIDA
31	AGRESION
32	VEHICULAR
33	MOTOCICLETA
34	CAIDA
35	CARGA AXIAL SOBRE CABEZA
36	EYECCION VEHICULO
37	VUELTA DE CAMPANA
38	EXTRICACION TIEMPO >20
39	INTRUSIÓN SIGNIFICATIVA DENTRO DEL ESPACIO DEL PASAJERO
40	MUERTE EN EL MISMO COMPATIMIENTO DEL PASAJERO
41	IMPACTO >40 KM/H (EN MOVIMIENTO) O IMPACTO>60 KM/H (ESTÁTICO)
42	IMPACTO CON UN CARRO>30 KM/HR

Continua 

43	CHOFER ES SEPARADO DE LA MOTOCILCETA
44	ARROLLADO U O IMPACTADO POR UN VEHÍCULO >10 KM/H
45	>6 m o 5 gradas
46	CABEZA
47	CUELLO
48	TORSO O EXTREMIDADES EN ZONAS PROXIMALES AL CODO O RODILLA
49	EYECCION VEHICULO
50	TRAUMA CRANEAL CON PASAJERO EN MOVIMIENTO CONTRA EL PARABRISAS
51	IMPACTO POR BICICLETA
52	>3 M O 5 GRADAS
53	CON OBJETO CONTUNDENTE QUE NO SEA PUÑO O PIE
54	EYECCIÓN DE VEHÍCULO
55	VUELTA DE CAMPANA
56	ALTA VELOCIDAD > 60 KM/H
57	IMPACTO CON A CARRO > 30 KM/HR, ESPECIALMENTE SI EL CHOFER ES SEPARADO DE LA MOTOCICLETA
58	>3 M O 5 GRADAS
68	LEVE
63	AGUDO
64	CRONICO
66	SEVERO
67	MODERADO
69	SEVERO

Continua 

70	MODERADO
71	LEVE
72	ESCALA DOLOR PEDIATRICO
73	8-10
74	4-7
75	0-3
76	8-10
77	4-7
78	<4
81	8-10
82	4-7
83	<4
84	8-10
85	4-7
86	<4
87	8-10
88	4-7
89	<4
90	8-10
91	<8
94	COMPORTAMIENTO
95	P.0
96	P.1
97	P.2
98	P.3
99	JUGUETON / APROPIADO
100	SOMNOLIENTO
101	IRRITABLE
102	LETÁRGICO/CONFUSO
103	CARDIOVASCULAR
104	P.0
105	P.1

Continua 

106	P.2
107	P.3
108	ROSADO
109	LLENADO CAPILAR 1-2"
110	PALIDO
111	OBSCURO
112	LLENADO CAPILAR >3
113	CIANOTICO
114	LLENADO CAPILAR >4"
115	FC >20 SOBRE EL NORMAL FC >20 SOBRE EL NORMAL
116	CIANOTICO
117	GRIS / MOTEADO
118	LLENADO CAPILAR >5"
119	FC >30 SOBRE EL NORMAL
120	BRADICARDIA
121	RESPIRATORIO
122	P.0
123	P.1
124	P.2
125	P.3
126	SIN RETRACCIONES
127	DENTRO DE PARAMETROS NORMALES
128	FR >10 SOBRE EL NORMAL
129	USA MUSCULOS ACCESORIOS
130	FC >30 CON O2 SUPLEMENTARIO
131	USO DE O2 3 LT/MIN
132	FR>20 SOBRE EL NORMAL
133	RETRACCIONES COSTALES
134	FR >4 CON O2

SUPLEMENTARIO	
135	USO DE O2 6 LT/MIN
136	FR <= 5 BAJO EL PARAMETRO NORMAL CON RETRACCIONES O QUEJIDO
137	FR >50 CON O2 SUPLEMENTARIO
138	USO DE O2 8 LT/MIN

- Signos Vitales. (Ver Tabla 11)

Tabla 11

Signos Vitales

SIG_ID	SIG_DESCRIPCION
26	COMPORTAMIENTO
27	CARDIOVASCULAR
28	RESPIRATORIO
5	DIASTOLICA
1	PULSO
2	RESPIRACION
3	TEMPERATURA
4	SISTOLICA
6	SATURACION O2

- Motivos de consulta.(Ver Tabla 12)

Tabla 12

Motivos de Consulta

MO S_I D	MO T_I D	MOT_DESCRIPCION	SIN_DESCRIPCION
1	1	ABUSO DE SUSTANCIAS	INGESTIÓN SOBREDOSIS
2	1	ABUSO DE SUSTANCIAS	SÍNDROME DE ABSTINENCIA
3	1	ABUSO DE	ABUSO DE SUSTANCIAS /

Continua



		SUSTANCIAS	INTOXICACIÓN
9	2	AMBIENTAL	CONGELACIÓN/LESIONES POR FRÍO
5	2	AMBIENTAL	HIPOTERMIA
6	2	AMBIENTAL	INHALACIONES NOCIVAS
7	2	AMBIENTAL	LESIÓN ELÉCTRICA
4	2	AMBIENTAL	EXPOSICIÓN A SUSTANCIAS QUÍMICAS
8	2	AMBIENTAL	AHOGAMIENTO
12	3	BOCA, GARGANTA, CUELLO	DOLOR FACIAL (NO-TRAUMÁTICO / NO-DENTAL)
11	3	BOCA, GARGANTA, CUELLO	DOLOR DE GARGANTA
10	3	BOCA, GARGANTA, CUELLO	DIFICULTAD PARA DEGLUTIR / DISFAGIA
16	3	BOCA, GARGANTA, CUELLO	TRAUMA FACIAL
13	3	BOCA, GARGANTA, CUELLO	EDEMA CERVICAL, DOLOR
14	3	BOCA, GARGANTA, CUELLO	PROBLEMAS DENTALES Y ENCÍAS
15	3	BOCA, GARGANTA, CUELLO	TRAUMA CERVICAL
20	4	CARDIOVASCULAR	EDEMA GENERALIZADO
21	4	CARDIOVASCULAR	EXTREMIDAD CALIENTE Y ENROJECIDA UNILATERAL
22	4	CARDIOVASCULAR	EXTREMIDADES FRÍAS Y SIN PULSO
23	4	CARDIOVASCULAR	HINCHAZÓN DE PIERNAS BILATERAL / EDEMA
24	4	CARDIOVASCULAR	HIPERTENSIÓN
25	4	CARDIOVASCULAR	PALPITACIONES / ARRITMIAS
27	4	CARDIOVASCULAR	PARO CARDÍACO (NO TRAUMÁTICO)
26	4	CARDIOVASCULAR	PARO CARDÍACO (NO TRAUMÁTICO)
29	4	CARDIOVASCULAR	PARO CARDÍACO (TRAUMÁTICO)
28	4	CARDIOVASCULAR	PARO CARDÍACO (TRAUMÁTICO)
30	4	CARDIOVASCULAR	SÍNCOPE / PRE-SÍNCOPE
17	4	CARDIOVASCULAR	DEBILIDAD GENERAL
18	4	CARDIOVASCULAR	DOLOR TORÁCICO (CARACTERÍSTICAS CARDÍACAS)

Continua 

19	4	CARDIOVASCULAR	DOLOR TORÁCICO (CARACTERÍSTICAS NO CARDÍACAS)
37	5	GASTROINTESTINAL	HEMATEMESIS
38	5	GASTROINTESTINAL	HIPO
39	5	GASTROINTESTINAL	ICTERICIA
40	5	GASTROINTESTINAL	ICTERICIA NEONATAL
41	5	GASTROINTESTINAL	MASA ABDOMINAL / DISTENSIÓN
31	5	GASTROINTESTINAL	CUERPO EXTRAÑO ORAL / ESOFÁGICO
42	5	GASTROINTESTINAL	SANGRE EN LAS HECES / MELENAS
43	5	GASTROINTESTINAL	TRAUMA ANAL / RECTAL
44	5	GASTROINTESTINAL	VÓMITO Y/O NÁUSEA
45	5	GASTROINTESTINAL	ANOREXIA
46	5	GASTROINTESTINAL	CONSTIPACIÓN
47	5	GASTROINTESTINAL	CUERPO EXTRAÑO EN RECTO
32	5	GASTROINTESTINAL	DIARREA
33	5	GASTROINTESTINAL	DIFICULTAD DE ALIMENTACIÓN EN EL RECIÉN NACIDO
34	5	GASTROINTESTINAL	DOLOR ABDOMINAL
35	5	GASTROINTESTINAL	DOLOR EN LA INGLE / MASA
36	5	GASTROINTESTINAL	DOLOR RECTAL / PERINEAL
49	6	GENERAL Y MENOR	ELIMINACIÓN DEL ANILLO
50	6	GENERAL Y MENOR	EXPOSICIÓN A LAS ENFERMEDADES TRANSMISIBLES
51	6	GENERAL Y MENOR	FIEBRE
52	6	GENERAL Y MENOR	HIPERGLUCEMIA
53	6	GENERAL Y MENOR	HIPOGLUCEMIA
54	6	GENERAL Y MENOR	LLANTO INCONSOLABLE EN BEBÉS
55	6	GENERAL Y MENOR	PALIDEZ / ANEMIA
56	6	GENERAL Y MENOR	PRESCRIPCIÓN / SOLICITUD DE MEDICAMENTOS
57	6	GENERAL Y MENOR	PROBLEMA DE DISPOSITIVOS MÉDICOS
58	6	GENERAL Y MENOR	PRUEBAS DE IMAGEN
59	6	GENERAL Y MENOR	QUEJAS MENORES NOS
60	6	GENERAL Y MENOR	RECIÉN NACIDOS

Continua 

61	6	GENERAL Y MENOR	UN PROBLEMA CONGÉNITO EN NIÑOS
62	6	GENERAL Y MENOR	VALORES DE LABORATORIO ANORMALES
63	6	GENERAL Y MENOR	CAMBIO DE VENDAJE
64	6	GENERAL Y MENOR	COMPLICACIONES POSTOPERATORIAS
48	6	GENERAL Y MENOR	DERIVACIÓN DIRECTA DE CONSULTA
67	7	GENITO-URINARIO	HEMATURIA
68	7	GENITO-URINARIO	HINCHAZÓN DE PENE
69	7	GENITO-URINARIO	OLIGURIA
70	7	GENITO-URINARIO	POLIURIA
71	7	GENITO-URINARIO	QUEJAS DE TRACTO URINARIO INFERIOR
72	7	GENITO-URINARIO	RETENCIÓN URINARIA
73	7	GENITO-URINARIO	SECRECIÓN GENITAL / LESIÓN
74	7	GENITO-URINARIO	TRAUMA GENITAL
65	7	GENITO-URINARIO	DOLOR EN FLANCO
66	7	GENITO-URINARIO	DOLOR ESCROTAL Y/O EDEMA
76	8	GINECOLOGÍA Y OBSTETRICIA	EDEMA LABIAL
77	8	GINECOLOGÍA Y OBSTETRICIA	EMBARAZO < 20 SEMANAS
78	8	GINECOLOGÍA Y OBSTETRICIA	EMBARAZO > 20 SEMANAS
79	8	GINECOLOGÍA Y OBSTETRICIA	PROBLEMAS MENSTRUALES
80	8	GINECOLOGÍA Y OBSTETRICIA	SANGRADO VAGINAL
81	8	GINECOLOGÍA Y OBSTETRICIA	SECRECIÓN VAGINAL
82	8	GINECOLOGÍA Y OBSTETRICIA	ASALTO SEXUAL
83	8	GINECOLOGÍA Y OBSTETRICIA	CUERPO EXTRAÑO EN VAGINA
75	8	GINECOLOGÍA Y OBSTETRICIA	DOLOR VAGINAL / PRURITO
84	9	NARIZ	EPISTAXIS
85	9	NARIZ	QUEJAS DE IRA
86	9	NARIZ	TRAUMA NASAL
87	9	NARIZ	CONGESTIÓN NASAL / FIEBRE
88	9	NARIZ	CUERPO EXTRAÑO EN

Continua



			NARIZ
90	10	NEUROLÓGICO	NIVEL DE CONSCIENCIA ALTERADO
91	10	NEUROLÓGICO	PÉRDIDA DE LA SENSIBILIDAD / PARESTESIAS
89	10	NEUROLÓGICO	DEBILIDAD DE LAS EXTREMIDADES / SÍNTOMAS DE ACV
92	10	NEUROLÓGICO	TRASTORNO DE LA MARCHA/ ATAXIA
93	10	NEUROLÓGICO	TRAUMA DE CRÁNEO
94	10	NEUROLÓGICO	TREMOR
95	10	NEUROLÓGICO	VÉRTIGO
96	10	NEUROLÓGICO	CEFALEA
97	10	NEUROLÓGICO	CONFUSIÓN
98	10	NEUROLÓGICO	CONVULSIONES
103	11	OFTALMOLOGÍA	EDEMA PERI ORBITAL
104	11	OFTALMOLOGÍA	EXPOSICIÓN QUÍMICA OCULAR
105	11	OFTALMOLOGÍA	FOTOFOBIA
106	11	OFTALMOLOGÍA	OJO ROJO, SECRECIÓN OCULAR
107	11	OFTALMOLOGÍA	RE-EVALUACIÓN OCULAR
108	11	OFTALMOLOGÍA	TRAUMA OCULAR
109	11	OFTALMOLOGÍA	CUERPO EXTRAÑO OCULAR
100	11	OFTALMOLOGÍA	DIPLOPÍA
101	11	OFTALMOLOGÍA	DISTURBIOS VISUALES
102	11	OFTALMOLOGÍA	DOLOR OCULAR
111	12	OÍDOS	PÉRDIDA DE AUDICIÓN
112	12	OÍDOS	SECRECIÓN ÓTICA
113	12	OÍDOS	TINITUS
114	12	OÍDOS	TRAUMA DE OÍDO
115	12	OÍDOS	CUERPO EXTRAÑO EN OÍDO
110	12	OÍDOS	DOLOR DE OÍDOS
117	13	PIEL	ENROJECIMIENTO / SENSIBILIDAD DE MAMA
118	13	PIEL	EXPOSICIÓN DE SANGRE Y FLUIDOS CORPORALES
119	13	PIEL	HEMATOMAS ESPONTÁNEOS
120	13	PIEL	HINCHAZÓN LOCALIZADA / ENROJECIMIENTO

Continua 

121	13	PIEL	LACERACIÓN / PUNCIÓN
122	13	PIEL	MORDEDURA
123	13	PIEL	OTRAS CONDICIONES DE LA PIEL
124	13	PIEL	PRURITO
125	13	PIEL	QUEMADURA
126	13	PIEL	RASH
127	13	PIEL	REMOCIÓN GRAPAS / SUTURAS
128	13	PIEL	ABRASIÓN
129	13	PIEL	AGUIJÓN
130	13	PIEL	BULTOS, PROTUBERANCIAS, CALLOS
131	13	PIEL	CHEQUEAR HERIDA
132	13	PIEL	CIANOSIS
133	13	PIEL	CUERPO EXTRAÑO EN PIEL
116	13	PIEL	DESCARTAR INFESTACIÓN
135	14	RESPIRATORIO	EPISODIOS DE APNEA EN LACTANTES
136	14	RESPIRATORIO	ESTRIDOR
137	14	RESPIRATORIO	HEMOPTISIS
138	14	RESPIRATORIO	HIPERVENTILACIÓN
139	14	RESPIRATORIO	PARO RESPIRATORIO
140	14	RESPIRATORIO	REACCIÓN ALÉRGICA
141	14	RESPIRATORIO	SIBILANCIAS SIN OTRAS QUEJAS
142	14	RESPIRATORIO	TOS / CONGESTIÓN
143	14	RESPIRATORIO	CUERPO EXTRAÑO EN VÍA RESPIRATORIA
134	14	RESPIRATORIO	DIFICULTAD PARA RESPIRAR
145	15	SALUD MENTAL Y PROBLEMAS PSICOSOCIALES	INSOMNIO
146	15	SALUD MENTAL Y PROBLEMAS PSICOSOCIALES	PREOCUPACIÓN POR EL BIENESTAR DEL PACIENTE
147	15	SALUD MENTAL Y PROBLEMAS PSICOSOCIALES	PROBLEMA SOCIAL
148	15	SALUD MENTAL Y PROBLEMAS PSICOSOCIALES	ANSIEDAD / CRISIS SITUACIONAL
149	15	SALUD MENTAL Y PROBLEMAS	COMPORTAMIENTO DISRUPTIVO PEDIÁTRICO

Continúa



		PSICOSOCIALES	
150	15	SALUD MENTAL Y PROBLEMAS PSICOSOCIALES	CONDUCTA BIZARRA
151	15	SALUD MENTAL Y PROBLEMAS PSICOSOCIALES	CONDUCTA VIOLENTA / HOMICIDA
144	15	SALUD MENTAL Y PROBLEMAS PSICOSOCIALES	DEPRESIÓN / CONDUCTA SUICIDA / LESIÓN AUTO INFRINGIDA
152	16	TRAUMA	TRAUMA ABDOMINAL AISLADO CONTUSO
153	16	TRAUMA	TRAUMA ABDOMINAL AISLADO PENETRANTE
155	16	TRAUMA	TRAUMA DE TÓRAX AISLADO CONTUSO
154	16	TRAUMA	TRAUMA DE TÓRAX AISLADO CONTUSO
156	16	TRAUMA	TRAUMA DE TÓRAX AISLADO PENETRANTE
157	16	TRAUMA	TRAUMA MAYOR CONTUSO
158	16	TRAUMA	TRAUMA MAYOR PENETRANTE
163	17	TRAUMATOLOGÍA Y ORTOPEDIA	ESPALDA TRAUMÁTICA / TRAUMA ESPINAL
164	17	TRAUMATOLOGÍA Y ORTOPEDIA	TRASTORNO DE LA MARCHA / CAMINATA DOLOROSA (PEDIÁTRICA)
165	17	TRAUMATOLOGÍA Y ORTOPEDIA	TRAUMA EXTREMIDADES INFERIORES
166	17	TRAUMATOLOGÍA Y ORTOPEDIA	TRAUMA EXTREMIDADES SUPERIORES
167	17	TRAUMATOLOGÍA Y ORTOPEDIA	AMPUTACIÓN
168	17	TRAUMATOLOGÍA Y ORTOPEDIA	CAST CHECK
159	17	TRAUMATOLOGÍA Y ORTOPEDIA	DOLOR DE EXTREMIDADES INFERIORES
160	17	TRAUMATOLOGÍA Y ORTOPEDIA	DOLOR DE EXTREMIDADES SUPERIORES
161	17	TRAUMATOLOGÍA Y ORTOPEDIA	DOLOR LUMBAR
162	17	TRAUMATOLOGÍA Y ORTOPEDIA	EDEMA ARTICULAR (ES)

Con el relevamiento de toda la información detallado anteriormente, se definió una Tabla Base de Análisis que posee las columnas: edad, sexo(Hombre=1, Mujer=0), estado de embarazo(Sí=1, No=0), número de pulsaciones por minuto, número de respiraciones en un minuto, temperatura corporal, presión arterial, porcentaje de saturación de oxígeno en la sangre, escala de dolor, escala de coma de Glasgow y la codificación de la causa que hizo que se genere la atención médica en el servicio de emergencia.

AGE	SEX	PREG	PULSE	BR	TEMP	SIASI	DIASI	OXSAT	RAIN	GLASGO	CAUSE	CRITERIO
15	0	0	80	20	36,5	136	89	0	0	0	73	Criterio Médico: 5
15	0	0	82	18	36,7	122	85	96	0	0	71	Criterio Médico: 4
15	0	0	85	16	36	125	97	91	0	0	46	Criterio Médico: 3
15	0	0	86	18	36,8	124	87	94	0	0	46	Criterio Médico: 3
15	0	0	90	18	37,3	130	82	96	0	0	57	Criterio Médico: 3
15	0	0	91	17	37	134	86	97	0	0	50	Criterio Médico: 3
15	0	0	95	18	37,3	123	82	96	0	0	44	Criterio Médico: 3
15	0	0	111	20	37,3	139	91	96	5	0	52	Criterio Médico: 3
15	0	0	144	20	38	0	0	0	0	0	26	Criterio Médico: 2
15	1	0	61	18	36,7	128	80	93	7	15	66	Criterio Médico: 4
15	1	0	68	17	36,8	125	80	92	0	0	57	Criterio Médico: 3
15	1	0	75	13	36,8	140	90	96	0	15	70	Criterio Médico: 4
15	1	0	80	18	37,3	125	86	93	0	0	50	Criterio Médico: 3
15	1	0	100	18	37	125	87	94	7	0	69	Criterio Médico: 4

Figura 17 Tabla base de Análisis, datos Triage

En el momento de la recopilación de los datos para realizar el análisis de la información del Triage, existía un total 36615 registros generados en un tiempo de 15 meses de operación del aplicativo, de los cuales se analizó una muestra del 10%. En el análisis de los datos se pudo observar inconsistencias generadas en los primeros tres meses de estabilización del sistema informático. Además se revisaron las escalas normales de cada uno de los signos vitales y se detectaron valores almacenados que no se encontraban en los rangos permitidos, algunos turnos estaban duplicados, muchos campos de las tablas se encontraron en blanco, la mayoría de estos casos pertenecían a pacientes con politraumatismos y pacientes en estado crítico, en otros casos.

Se revisaron alrededor de unas 20 tablas de la base de datos relacional para determinar la calidad de la información. Se consideró incorporar a la estructura o tabla base a algunos campos fuera del dominio de signos vitales como por ejemplo el peso, pero revisando los valores que el campo

guardaba se encontró más de un 90% de ellos en blanco, por tal motivo se descartó esta variable.

Para la extracción de los datos se determinaron los rangos aceptados en cada una de las variables de signos vitales, escala de dolor y Glasgow, lo que permitió consolidar a algunas de estas para el modelamiento y además apoyó a la elección de variables no consideradas inicialmente para incluirlas como parte del modelo, como: la edad del paciente, sexo del paciente, la condición de embarazo, pulso, respiración, temperatura, presión arterial, saturación, escala de dolor, escala de coma y la causa que origina la atención; y en el campo de predicción se definió el criterio médico.

Con esa definición se pudieron fijar mecanismos de extracción de los datos sin depuración mediante las sentencias SQL, mostradas en la Tabla 13, posteriormente se almacenó el resultado de la consulta en una tabla temporal y a los resultados se los filtró en rangos mínimos y máximos de cada uno de los signos vitales de tal modo que cumplan las condiciones necesarias para que se construya los modelos en base a una tablas fuente, en el caso de los criterios médicos del nivel 2 no se realizó esta discriminación ya que en situaciones particulares como politraumatismo el médico no registra signos vitales pasando a ser la escala de dolor el primer referente para la clasificación del paciente, lo mismo sucede con pacientes que sufren golpes en la cabeza, aplicando en estos la escala de Glasgow únicamente y generalmente clasificándolos en nivel 2 de Triage.

Tabla 13

Consulta de Extracción de Datos

```

SELECT "Patient Age (numeric)",
       "Sex (numeric)",
       "Pregnant?(numeric)?",
       "Pulse(Pulse/minute)(numeric)",
       "Breathing (b/min)(numeric)",
       "Body temperature(numeric)",
       "Systolic blood pressure(numeric)",
       "Diastolic Blood Pressure(numeric)",
       "Saturation (%oxygen)(numeric)",
       "Pain scale(numeric)",
       "Coma Scale(Glasgow)(numeric)",
       "cause",
       "criterion"
FROM TMP_TRIAGE_HE1_TRANS
WHERE  "Patient Age (numeric)" BETWEEN 0 AND 104
      AND "Sex (numeric)" IN (0, 1)
      AND ( "Breathing (b/min)(numeric)" BETWEEN 5 AND 60
          OR "Breathing (b/min)(numeric)" = 0)
      AND ( "Body temperature(numeric)" BETWEEN 30 AND 42
          OR "Body temperature(numeric)" = 0)
      AND ( "Systolic blood pressure(numeric)" <= 180
          OR "Systolic blood pressure(numeric)" = 0)
      AND ( "Diastolic Blood Pressure(numeric)" >= 60
          OR "Diastolic Blood Pressure(numeric)" = 0)
      AND "Saturation (%oxygen)(numeric)" <= 100;

```

3.7 Selección de Modelos de Machine Learning para Triage

Una vez depurados los datos finales se determinó la aplicación de tres algoritmos de clasificación como son las redes Bayesianas, Regresión Logística y Redes Neuronales, considerando que la fuente de datos fue la

misma sin ninguna variación y para la ejecución de la prueba las condiciones del experimento fueron similares.

Los tres algoritmos supervisados tienen como variables independientes a datos numéricos y como la variable dependiente a la clasificación dentro de Triage, para el resultado del SQL de recuperación de los registros se tomó una muestra de 3773 registros, los mismos que fueron considerados en la ejecución del experimento.

En la creación de los modelos se utilizó Knime V 3.2.1, que dispone de varias herramientas de clasificación, se probó los componentes de multilayer perceptron, redes bayesianas y regresión logística. La herramienta en su interfaz de usuario maneja nodos para ingreso de información desde diferentes formatos de hojas de cálculo, herramientas de manipulación de datos a nivel de columna, fila o toda una tabla, herramientas de transformación de datos y partición, posee también nodos para generación de reportes y también nodos para hacer procesos analytics de minería de datos, clustering, reglas de inducción, redes neuronales, árboles de decisiones, a más de ello incorpora a Weka 3.7 como un componente adicional y cuenta también con mecanismos para conectarse a una base de datos de manera directa, así como utilidades para trabajar con Java, Python y R.

Para cada flujo de trabajo en KNIME se utilizaron nodos de tipo XLS Reader, el que se encarga de leer los datos extraídos, Normalizer en el que se utiliza la Z-Score normalización de Gauss, Partitioning que permite tomar los datos de la fuente inicial y segmentar los datos en dos grupos, el primer grupo que es de entrenamiento y el segundo que es para pruebas. El nodo de tipo scorer permite comparar los datos de entrenamiento versus los datos de test, calculando a la vez coeficientes de Kappa, tasas de error y tasa de aciertos. El nodo de tipo Line Plot permite dibujar los datos para

verificar visualmente el error entre el dato de entrenamiento y el dato de clasificación.

3.7.1 Modelamiento Naive Bayes

Un modelo Naive Bayes devuelve una predicción donde las probabilidades posteriores para los niveles de la característica se calculan bajo la suposición de independencia condicional entre las características descriptivas en una instancia dada un nivel de característica objetivo.

$$P(x = v|c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_c^2}} e^{-\frac{(v-\mu_c)^2}{2\sigma_c^2}}$$

Figura 18 Fórmula de Gauss para Naive Bayes

Fuente: (Kelleher , Namee, & D'Arcy, 2016)

Una plena probabilidad de distribución conjunta podría ser utilizada para calcular la probabilidad de cualquier evento en un dominio. El modelo de Naive Bayes aprovecha la independencia condicional asumiéndola entre la asignación de todos los valores descriptivos de las características dado el nivel objetivo. El enfoque Naive Bayes se ha encontrado en un amplio rango de ámbitos profesionales, esto se debe en parte, a que los errores en el cálculo de las probabilidades posteriores para los diferentes niveles objetivo no necesariamente producen errores de predicción, pues para una tarea de predicción categórica, interesa principalmente el tamaño relativo de las probabilidades posteriores para los diferentes niveles objetivo en lugar de las probabilidades exactas.

En escenarios con conjuntos de datos pequeños o con datos escasos la aplicación en el que los datos escasos son la norma en lugar de la excepción está en el análisis de texto (por ejemplo, el filtrado de correo no deseado) y los modelos Naive Bayes a menudo tienen éxito en este dominio.

El modelo de Naive Bayes también puede adaptarse fácilmente para manejar valores de características que faltan, simplemente eliminamos las probabilidades condicionales para los eventos de evidencia que especifican características que toman valores que no están en los datos del producto de los eventos de evidencia.

Una ventaja del modelo Naive de Bayes es que éste es simple entrenar y es decir puede ser entrenado relativamente rápido en comparación con muchos otros modelos de predicción. Un modelo Naive Bayes es a menudo un buen modelo de predicción que se utiliza para definir una puntuación de precisión de referencia o cuando se trabaja con datos limitados.

Para el proyecto de investigación, con los datos de prueba normalizados y particionados se utilizó la herramienta Knime, para realizar un Workflow con Nodos de Aprendizaje y como nodo de predicción del Modelo Naive Bayes, de esta manera el Workflow tendrá nodos para realizar aprendizaje y determinar la clasificación del paciente en emergencia.

Todos los nodos de aprendizaje requieren de parámetros de configuración como la probabilidad inicial, la misma que se definió en 0 y el número máximo de valores nominales por cada variable se fijó en 20.

El nodo de aprendizaje se conecta a un nodo de predicción de tipo Naive Bayes en donde se observa el criterio médico tanto del dato de test como a la predicción que el modelo hizo. Las salidas del nodo de predicción ingresan a un nodo de tipo scorer en donde la salida del nodo muestra el porcentaje de aciertos entre el modelo y el criterio médico. (Ver Figura 19)

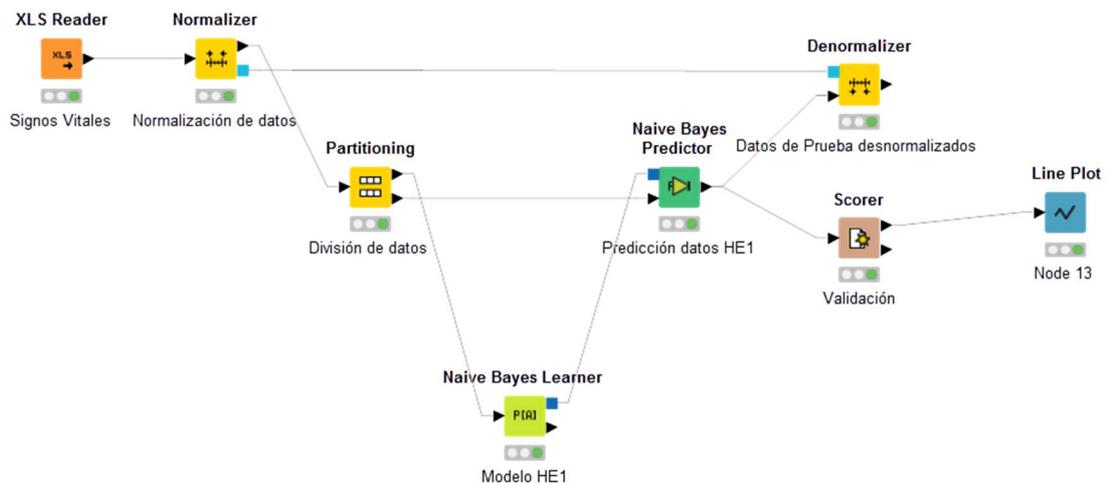


Figura 19 Knime Workflow - Naive Bayes

3.7.2 Regresión Logística

La regresión lineal permite a un algoritmo combinar los datos de entrada para obtener una predicción del valor numérico, a esta se le puede dar una nueva funcionalidad que es la de poder categorizar a la variable independiente utilizando algunos artificios matemáticos. Para construir un modelo de regresión logística se debe limitar la salida del modelo lineal para ello se emplea la función logística (logit).

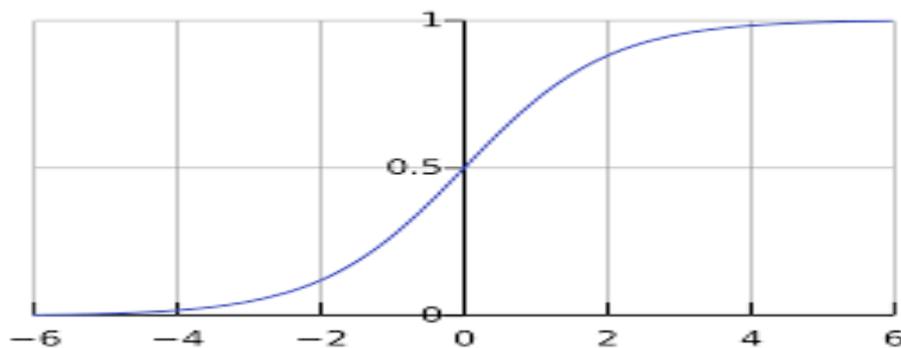


Figura 20 Curva Logística

Fuente: (Liao, Chu, & Hsiao, 2012)

Al efectuar el Workflow que utiliza nodos de predicción del modelo de regresión logística en las primeras pruebas no se pudo ejecutar, ya que se observaba en el nodo de aprendizaje un símbolo de alerta, este indicaba que

una de las variables independientes estaba muy relacionada con el nivel de clasificación del Triage, la herramienta en su documentación aconseja que se coloque un correlacionador lineal y un nodo filtro de tipo correlacionador lineal antes de la entrada para el nodo de aprendizaje. Cuando se completó el flujo de los nodos con los componentes que la documentación sugería para corregir el mensaje de alerta, se pudo completar la prueba con este modelo. (Ver Figura 21)

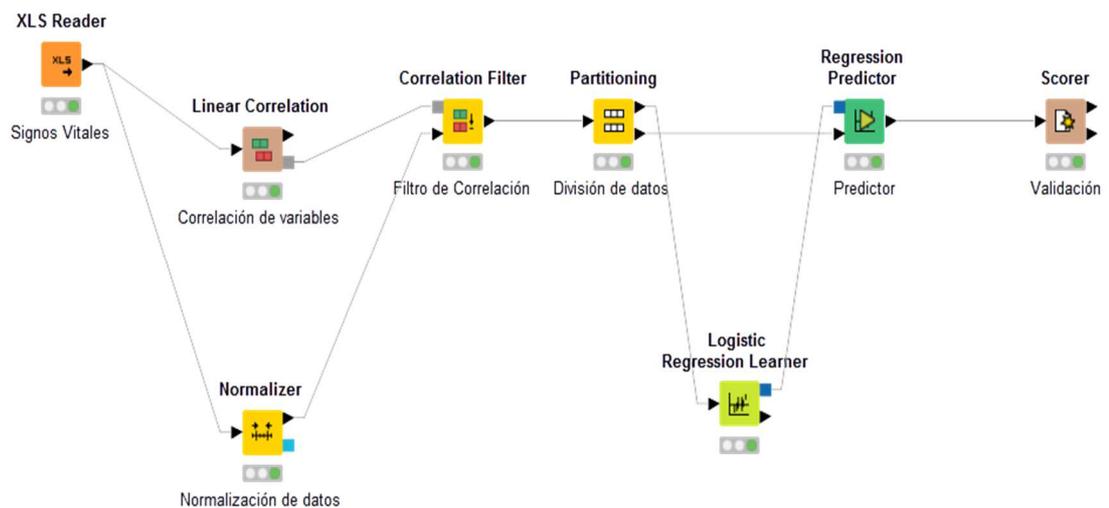


Figura 21 Knime Workflow - Regresión Logística

El modelo de regresión logística permitió conocer la posibilidad de pertenecer a un nivel de Triage y para poder completarlo la herramienta determina los coeficientes con los que se debe multiplicar a cada variable independiente y a esto reemplazar los valores en una función de tipo logit (sigmoidal).

3.7.3 Perceptron Multicapa

La neurociencia inspira el modelado de las redes neuronales de acuerdo al funcionamiento del cerebro, en el cual las dendritas recogen señales y las pasan a neuronas que procesan, y envían una corriente eléctrica a lo largo de un axón para su descarga en una sinapsis conectada a otras neuronas, que se excitan o inhiben como resultado. (Li & Zhou, 2007)

En las redes neuronales artificiales, las señales de las neuronas de la capa de entrada se envían a las neuronas en una capa oculta, luego a las neuronas en una capa de salida, alimentando las señales hacia adelante, para que retornen las señales de error. Uno de los modelos populares en redes neuronales es el Multilayer Perceptron, este es muy útil en lo que corresponde a predicción o clasificación, está representado por una entrada, una capa media oculta de nodos y salidas que representen la predicción, los nodos también se llaman neuronas. El nodo principal es el iniciador y el nodo secundario es el destinatario de una conexión.

Para poder realizar la experimentación se debe dividir el conjunto de datos, en datos de entrenamiento, lo cual no es más que la provisión en el dataset de observaciones correctas que el algoritmo neuronal procesa y usa para calcular pesos que deben transmitirse a otras neuronas, buscando producir las estimaciones deseadas.

Para la representación de redes neuronales que utilicen MLP es necesario conocer cuáles son las variables de entrada, el número de nodos de las capas, el número de capas ocultas, de ello se obtiene la salida o clasificación.

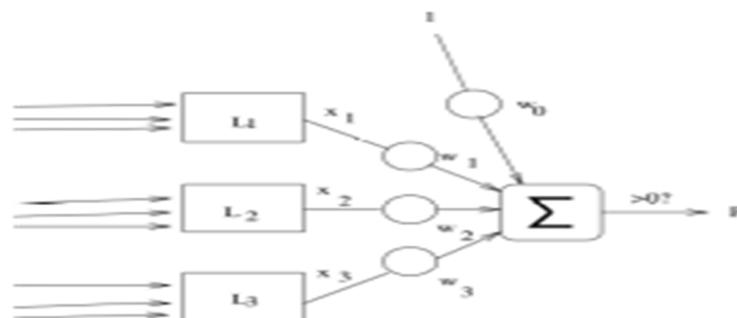


Figura 22 Perceptrón Multicapa

Fuente: (Li & Zhou, 2007)

En la Figura 22, se puede distinguir un modelo de tipo Perceptron en donde las fechas representan los valores que se desean predecir; las letras L representan sus neuronas, se pueden establecer varias capas ocultas que definan mediante parámetros el número de neuronas que comprende cada capa, las flechas de salida de las neuronas representan los pesos que se van a aplicar a cada valor que envíen los nodos de la neurona para que se procesen y se obtenga la predicción.

En la herramienta Knime, el modelo Perceptron multicapa se emplea generalmente cuando no se dispone de una fórmula matemática que permita predecir o conocer cuál es la salida de una función en base a diferentes variables de entrada (Kelleher , Namee, & D'Arcy, 2016).

Knime 3.2.1, dispone de dos modelos de tipo red neuronal Perceptron, en el primer caso se encuentran nodos de tipo MLP los cuales son nativos de la herramienta, en estos se definen parámetros como: el número de capas ocultas, las iteraciones que se van a realizar entre otros parámetros, también posee otro modelo Perceptron que es el Multilayer Perceptron de Weka 3.7, que al igual que el componente nativo se lo debe configurar y se requiere registrar el número de neuronas en las capas ocultas. Además, tiene configuraciones en las que se puede visualizar como se representaría el MLP. (Ver Figura 23)

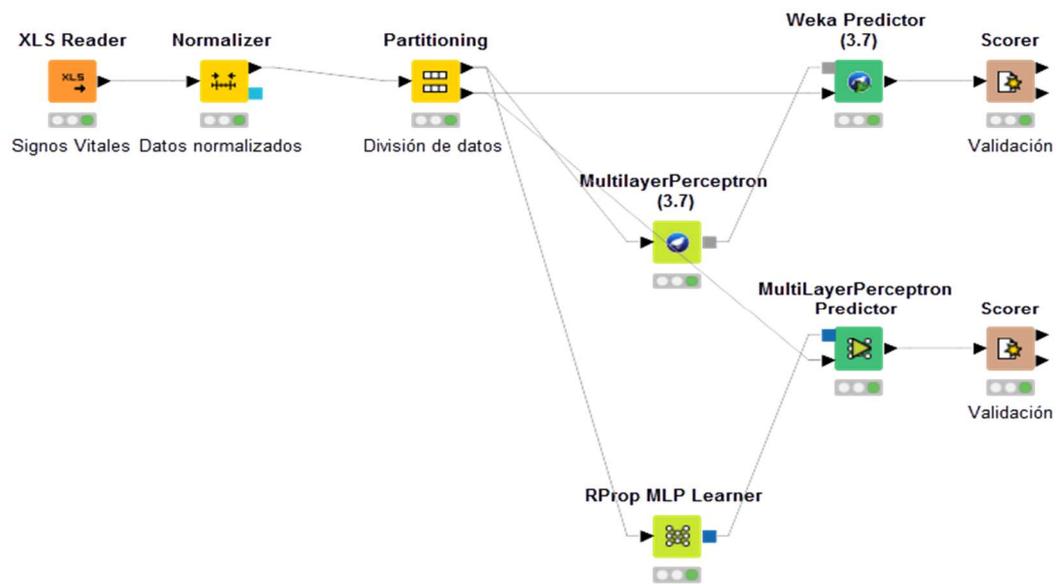


Figura 23 Knime Workflow. Perceptron Multicapa

Para la generación del modelo con el nodo de Weka 3.7 se configuraron: el número de neuronas en la capa oculta, en 10; como variable independiente el criterio del médico y se configuraron un total de 10 iteraciones.

Para el nodo MLP de Knime se definieron 15 iteraciones, con 1 capa oculta y 10 neuronas por capa, la diferencia entre los nodos es que el de Weka permite visualizar el modelo. La variación de cada parámetro hizo que el porcentaje de aciertos varíe significativamente, por lo que para llegar a estos valores se realizaron varias pruebas.

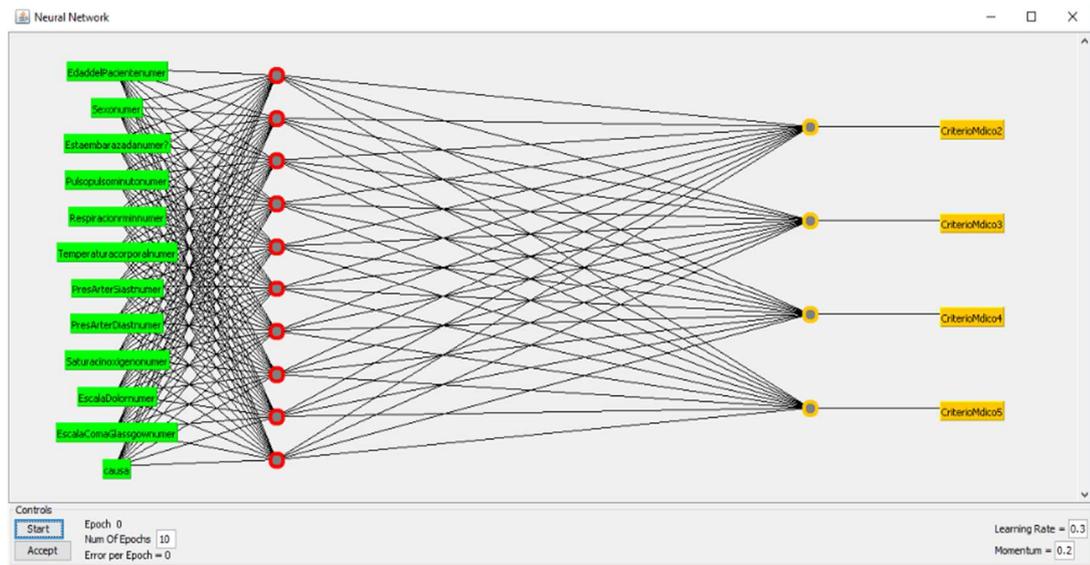


Figura 24 Red Neuronal con Weka 3.2.1

3.8 Análisis de Resultados

Antes de analizar los resultados que generó cada uno de los tres modelos se pudo comparar el criterio médico que registra el profesional de la salud en el modelo de base de datos versus el valor obtenido con el algoritmo utilizado en el proceso automatizado de Triage y se obtuvo un valor de acierto del 17%, es decir que de cada 10 atenciones el algoritmo actual de Triage acierta con alrededor de 2 pacientes, por lo cual se puede determinar que la tasa de acierto del aplicativo es baja.

Los datos depurados que se utilizaron como fuente para formar cada uno de los modelos fueron llevados a la ejecución de varias pruebas, para mejorar los valores de la predicción en base a la modificación de los parámetros de cada nodo de aprendizaje. Los nodos de tipo Normalizer permitieron mejorar el nivel de acierto de cada modelo. Los resultados de la comparación entre datos de aprendizaje y datos de prueba son los que se muestran en la Tabla 14:

Tabla 14

Resultado de modelos

Modelo	Accuracy
Regresión Logística	0,6299
Naive Bayes	0,7059
Multilayer Perceptron Weka 3.7	0,9417
Multilayer Perceptron Knime	0,9298

En el modelo de regresión logística, se obtuvo un nivel de acierto en la predicciones de alrededor del 63%. (Ver Figura 25)

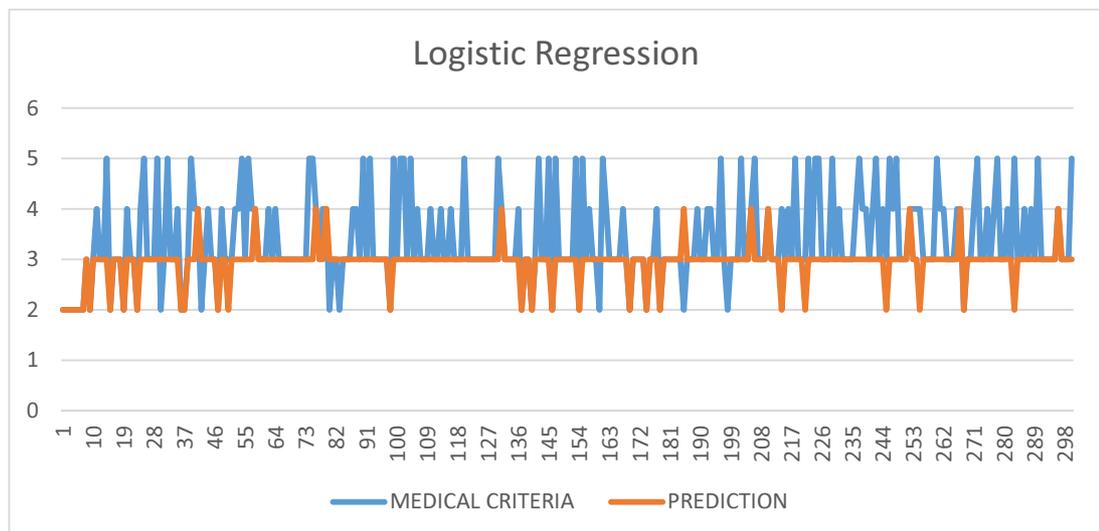


Figura 25 Comparación de Test Data y Resultados Regresión Logística

Para el modelo de Naive Bayes, se debe agrupar el conjunto de datos en la variable de salida (criterio médico), en cada variable se totaliza por el grupo definido, se calcula su media y su varianza y con esto se calcula el MAP o máximo a posteriori. El modelo determinó que existió una tasa de aciertos del 70.60%. (Ver Figura 26)

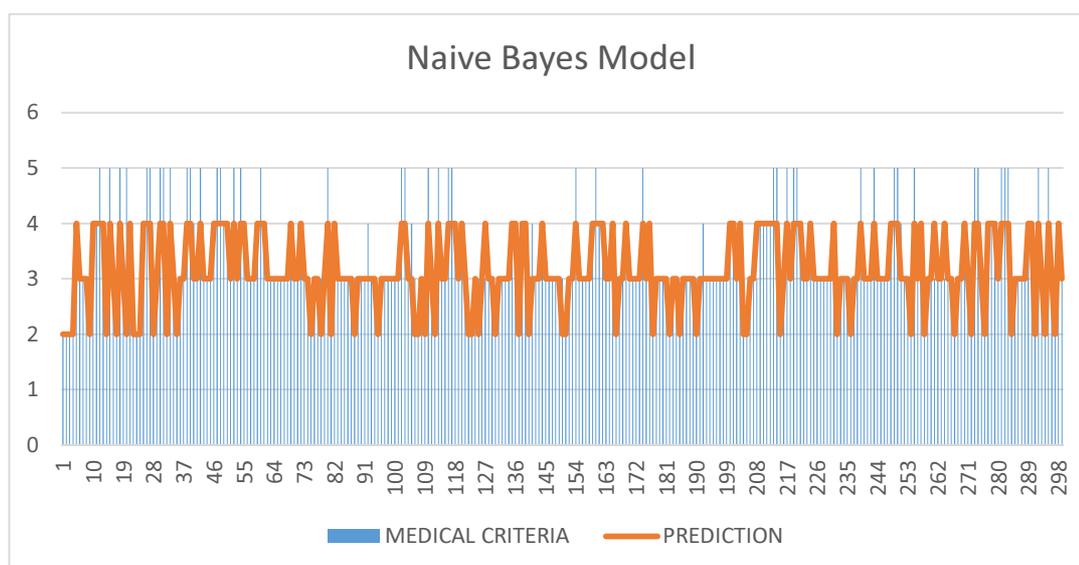


Figura 26 Comparación de Test Data y Resultados Modelo Naive Bayes

En el modelo de red neuronal MLP se obtuvieron dos valores, el primer valor del nodo Weka genera un 94.17% y el nodo MLP de Knime da una tasa de aciertos de 92.98%, para llegar a estos valores se realizaron diferentes variaciones en los parámetros de los nodos de aprendizaje. (Ver Figura 27)

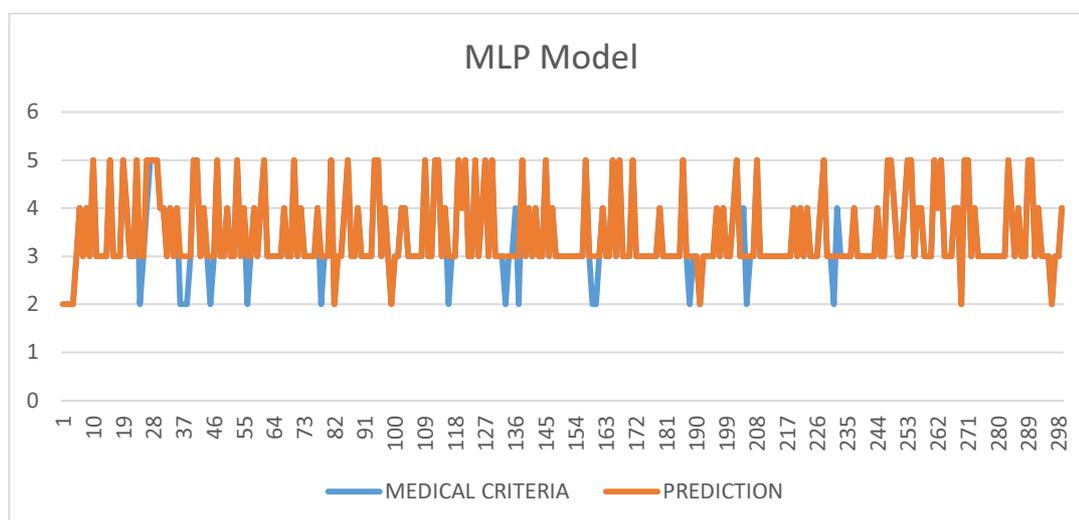


Figura 27 Comparación de Test Data y Resultados modelo MLP

Para las representaciones gráficas anteriores se tomaron a 300 registros, el eje de las abscisas representa a cada uno de los registros y el eje ordenado a los niveles de Triage, en dichas figuras se pueda evidenciar las

diferencias entre los datos de entrenamiento y el modelo que la herramienta permitió obtener. Las líneas de color rojo representan a los valores de prueba que son el criterio médico, los valores en azul representan los valores de aprendizaje obtenidos con los modelos de Machine Learning que permiten clasificar a los pacientes de Triage.

En la regresión logística se observó que las líneas roja y azul no tienen muchos puntos en donde coincida su valor; con el modelo Naive Bayes mejora el nivel de acierto pues ya existen pocos valores en donde las líneas no se cruzan y en el modelo de red neuronal Multilayer Perceptron se puede observar un alto nivel de solapamiento.

Finalmente considerando los resultados obtenidos, mediante el modelo Multilayer Perceptron, en el cual se alcanzó un 94% de acierto, se puede apreciar que el uso de herramientas de aprendizaje de máquinas puede mejorar los procesos y automatizar actividades que requieren del criterio humano, por lo cual a continuación se representa el diagrama del proceso de asignación de turnos en emergencia con Triage del Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas No. 1 mediante el uso de Machine Learning (Ver Figura 28), en el cual a diferencia del proceso automatizado ya se podría en base al conocimiento aprendido de la información registrada por el doctor y variables categóricas como el sexo, estado de embarazo y motivo de consulta, determinar automáticamente la clasificación y prioridad de atención de los pacientes que acuden a emergencias.

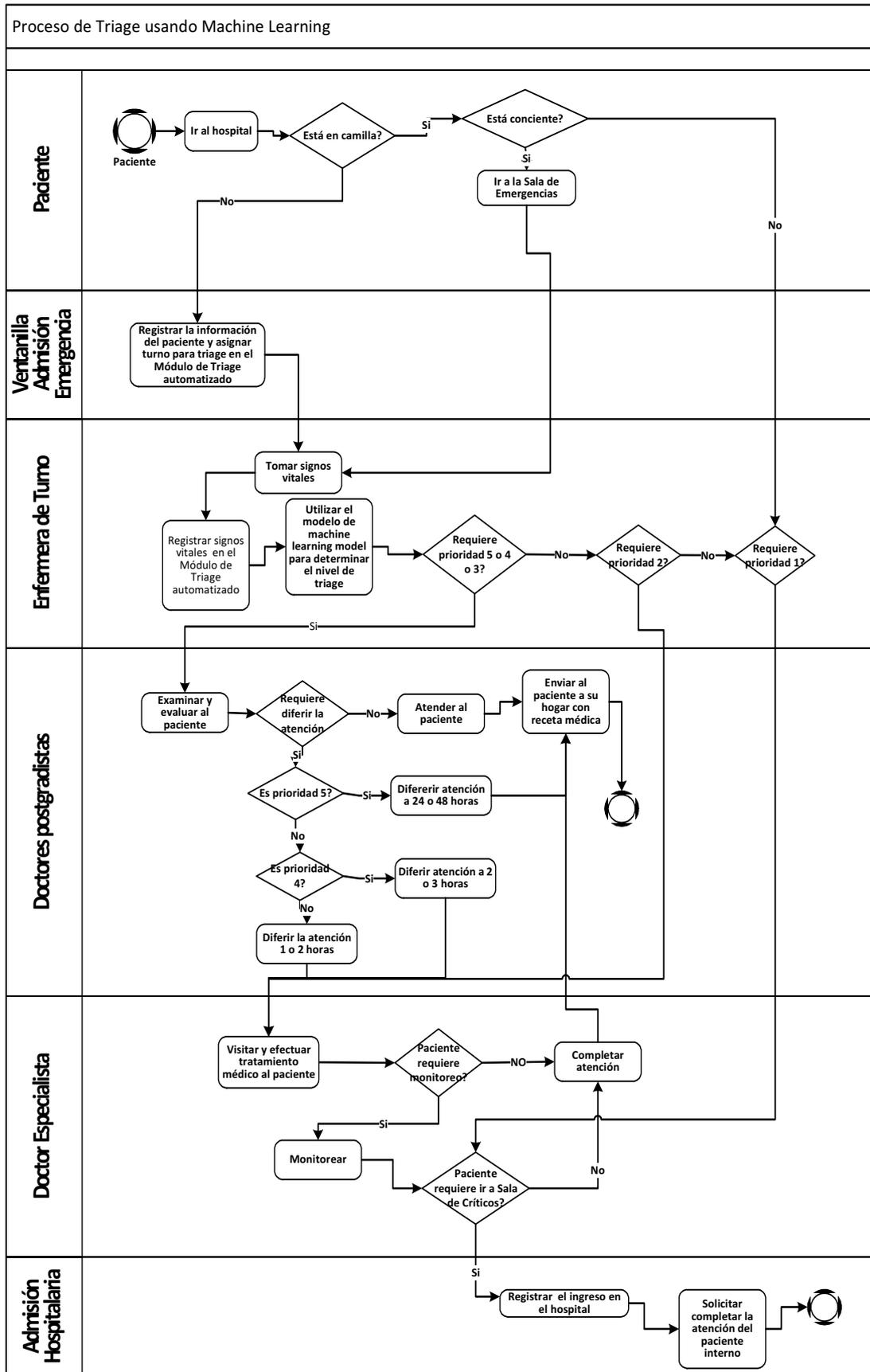


Figura 28 Diagrama de Proceso de Triage con Machine Learning

CONCLUSIONES

- Mediante esta investigación se determinó que el uso de machine learning con la utilización de algoritmos supervisados como Naive Bayes, Regresión Logística y Multilayer Perceptron, puede mejorar la tasa de aciertos; la aplicación de modelos de aprendizaje de máquina utilizados, garantiza una mejor predicción en comparación al modelo algorítmico que funciona en la actualidad, por consiguiente significa una mejora en el nivel de madurez del proceso de Triage. En este caso en el proceso de clasificación en emergencia, se cumple y se supera la expectativa esperada en el modelo que incluye a más de los signos vitales a variables que permiten tener una tasa de aciertos superior al 90%. En base a esta experiencia se puede observar que el aprendizaje de máquinas puede ser una herramienta de apoyo a la toma de decisiones en las ciencias médicas.
- Considerando los resultados obtenidos, mediante el modelo Multilayer Perceptron, en el cual se alcanzó un 94% de acierto, se puede apreciar que el uso de herramientas de aprendizaje de máquinas puede mejorar los procesos y automatizar actividades que requieren del criterio humano, en el cual a diferencia del proceso automatizado ya se podría en base al conocimiento aprendido de la información registrada por el doctor y variables categóricas como el sexo, estado de embarazo y motivo de consulta, determinar automáticamente la clasificación y prioridad de atención de los pacientes que acuden a emergencias.
- Si se necesita transformar un modelo que permita realizar la clasificación en base a machine learning para automatizarlo dentro de un sistema relacional se podría afirmar que entre los tres modelos que se revisaron Naive Bayes es el que se podría implementar con menor esfuerzo.

- Se puede determinar que en el proceso de clasificación a los pacientes en emergencia existen dos tipos de situaciones especiales que hacen que los valores de toma de los signos vitales pasen a segundo plano, estos casos pueden ser cuando un paciente que llega a emergencia y el motivo de visita es por un politraumatismo, se descarta la toma de signos vitales como presión, temperatura, pulso y se emplea en estos casos la escala del dolor. En el caso de pacientes con traumatismo craneoencefálico sucede algo similar, en esta escala se valoran las respuestas ocular, verbal y motora para poder clasificarlo.
- Se pudo determinar realizando el contraste entre el criterio del especialista de la salud versus el modelo algorítmico que dispone en la actualidad el Hospital de Especialidades de la Fuerzas Armadas N° 1, que existe diferencia entre los valores generados en el Módulo automatizado de Triage y el registro del criterio médico, por lo que se podría manifestar que el algoritmo puede ser mejorado con un modelo de Machine Learning.
- Dentro de la mejora de procesos, la automatización de las tareas manuales involucradas, juega un papel muy importante, pues permite a las organizaciones implementar sistemas que mejoren tiempos y resultados; y mediante la presente investigación se pudo apreciar que ahora, con el uso de técnicas de Machine Learning se podría automatizar no solo actividades manuales sino también decisiones o criterios humanos, en base al aprendizaje de las máquinas.

RECOMENDACIONES

- El Hospital de Especialidades de Las Fuerzas Armadas N° 1. es un hospital de tercer nivel, es decir maneja un gran número de especialidades, se realizan procedimientos, cirugías, exámenes de laboratorio, en fin dispone de una gran cantidad de datos que aún no se han explotado en beneficio de la institución y sobre todo de sus pacientes, por ello se debería explotar de mejor manera los mismos promoviendo la investigación científica dentro de la institución y proyectarlos a la red de salud pública.
- Se debe crear una área destinada para el análisis de estudios de clasificación o análisis de conglomerados formada por profesionales de áreas como Laboratorio Clínico, Procedimiento, Diagnóstico de enfermedades, tratando de identificar patrones que permitan emitir políticas de prevención a toda la red de sanidad militar.
- El uso de machine learning en estudios de emergencia debería ser difundido y transformado a un modelo algorítmico que permita mejorar los tiempos de clasificación de los pacientes que acuden a emergencia.

FUENTES DE INFORMACIÓN

Referencias

- Alvarez Baza, M. d. (2000). El triage en los servicios de urgencias hospitalarios: papel de enfermera. *DUE*, 1.
- Burbano Ortiz, P. E. (2014). *Evaluación de la aplicación del Sistema de Gestión de Calidad y Mejoramiento de proceso en el Centro Obstétrico del Hospital Carlos Andrade Marín*. PONTIFICA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL ECUADOR, Quito, Pichincha, Ecuador.
- Chau, T. (2001). A review of analytical techniques for gait data. Part 1: fuzzy, statistical and fractal methods. *Gait & Posture*, 49-66.
- Dong, M. (2010). *A Tutorial on Nonlinear Time-Series Data Mining in Engineering Asset Health and Reliability Prediction*. Obtenido de <https://www.hindawi.com/journals/mpe/2010/175936/abs/>
- Hassan, A., & Xie, T. (2010). Software intelligence: the future of mining software engineering data. *Nombre de la conferencia Proceedings of the FSE/SDP workshop on Future of software engineering research* (págs. 161-166). ACM.
- Katal, A., Wazid, M., & Goudar, R. (2013). Big Data and Due Process: Toward a Framework to Redress Predictive Privacy Harms. *Boston College Law Review* (págs. 404-409). IEEE.
- Kelleher , J., Namee, B., & D'Arcy, A. (2016). *Fundamentals of machine learning for predictive data analytics: algorithms, worked examples, and case studies*. Massachusetts: The MIT Press.
- Li, M., & Zhou, Z.-H. (11 de 2007). Improve Computer-Aided Diagnosis With Machine Learning Techniques Using Undiagnosed Samples. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 1088-1098.
- Liao, S.-H., Chu, P.-H., & Hsiao, P.-Y. (2012). Data mining techniques and applications – A decade review from 2000 to 2011. *Expert Systems with Applications*, 11303-11311.

- López Resendiz, J., Montiel Estrada, M. D., & Licona Quezada, R. (2006). Triage en el servicio de urgencias. *Medigraphic Artemisa*, 7.
- Lugo-Reyes, S. O., Guadalupe Maldonado, C., & Chiharu, M. (2014). Inteligencia artificial para asistir el. *Revista Alergia México*, 11.
- Mongrovejo Rodríguez, R. P. (2010). Mejoramiento de procesos hospitalarios para la Clínica de Especialidad Mogrovejo. 2010. ESPE, Quito, Pichincha.
- Ngai, E., Xiu, L., & Chau, D. (2009). Application of data mining techniques in customer relationship management: A literature review and classification. *Expert Systems with Applications*, 2592-2602.
- Partington, A., Wynn, M., Suriadi, S., Ouyang, C., & Karnon, J. (2015). Process Mining for Clinical Processes: A Comparative Analysis of Four Australian Hospitals. *ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)*, 19.
- Pazmiño Miranda, A. M. (2016). *Plan de Mejoramiento de la atención de la Consulta Externa en el Centro de Salud de la Vicentina*. UDLA, QUITO.
- Segura Cardona, A. M. (2012). Aplicación de árboles de decisión en la salud pública. *CES*, 94-103.
- Sitio web del Hospital de Especialidades de las Fuerzas Armadas No. 1*. (s.f.). Obtenido de <http://www.hospitalmilitar.mil.ec/>
- Xie, T., Thummalapenta, S., Lo, D., & Liu, C. (2009). Data Mining for Software Engineering. *Computer*, 55-62.
- Zlotnik Enaliev, A. (s.f.). Desing and evaluation of analytical tools for emergency department management based on machine learning techiques. 2016. E.T.S.I. , Madrid.

ANEXOS

ANEXO A

Carta de Autorización para realizar el proyecto de Investigación relacionado al proceso de Triage

ANEXO B

Paper ***“Improvement of the Triage Process using Process Automatization and Machine Learning”***, publicado en la revista **“INTERNATIONAL JOURNAL OF APPLIED ENGINEERING RESEARCH (IJAER)”**, indexada en Scopus