

# FACULTAD DE INGENIERÍA



Carrera de Ingeniería de Sistemas Computacionales

“ANÁLISIS PREDICTIVO EN EL CONTROL DE  
NUTRICIÓN DE LOS NIÑOS MENORES DE 5  
AÑOS DEL PUESTO DE SALUD DE AGOCUCHO,  
DE CAJAMARCA 2020”

Tesis para optar el título profesional de:

Ingeniero de Sistemas computacionales

Autores:

Jhan Jhastler Novillo Alejandria

Erixon Berthi Quispe Chavarri

Asesor:

Mg. Ing. Laura Sofía Bazán Díaz

Cajamarca - Perú

2021

## DEDICATORIA

Este trabajo está dedicado a las personas que me apoyaron de diferentes maneras de principio a fin, y lograr el desarrollo de este trabajo con éxito.

Jhan Jhastler Novillo Alejandria

Dedico este trabajo a mis padres y amigos por brindar su apoyo en todo momento el esfuerzo puesto en este trabajo es para ellos.

Erixon Berthi Quispe Chavarri

## AGRADECIMIENTO

En primer lugar, agradecer a dios, por permitir seguir avanzando y cumplir los objetivos planteados, por guiarme durante la realización y culminación con éxito de este trabajo, así mismo a la Universidad Privada del Norte por brindarme una educación académica excelente.

Jhan Jhastler Novillo Alejandria

Agradezco a dios, por la vida y darme las fuerzas por seguir día tras días en cumplir las metas con éxito, del mismo modo agradecer a la Universidad Privada del Norte por su arduo trabajo en la educación brinda.

Erixon Berthi Quispe Chavarri

## ÍNDICE DE CONTENIDO

<b>DEDICATORIA .....</b>	<b>2</b>
<b>AGRADECIMIENTO.....</b>	<b>3</b>
<b>ÍNDICE DE TABLAS .....</b>	<b>5</b>
<b>ÍNDICE DE FIGURAS .....</b>	<b>6</b>
<b>ÍNDICE DE ECUACIONES .....</b>	<b>7</b>
<b>CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>8</b>
1.1.    Realidad problemática .....	8
1.2.    Formulación del problema.....	13
1.3.    Objetivos .....	13
1.3.1.    Objetivo general.....	13
1.3.2.    Objetivos específicos .....	14
1.4.    Hipótesis .....	14
1.4.1.    Hipótesis general.....	14
<b>CAPÍTULO II. METODOLOGÍA .....</b>	<b>15</b>
2.1. Tipo de investigación .....	15
2.3. Técnicas e instrumentos de recolección y análisis de datos .....	16
2.5.1. Aspectos Éticos.....	19
<b>CAPÍTULO III. RESULTADOS .....</b>	<b>20</b>
<b>CAPÍTULO IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES.....</b>	<b>38</b>
<b>REFERENCIAS .....</b>	<b>42</b>
<b>ANEXOS .....</b>	<b>45</b>
<b>ACTA DE AUTORIZACIÓN PARA PRESENTACIÓN DEL PROYECTO DE INVESTIGACIÓN ..</b>	<b>88</b>

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Técnicas y instrumentos .....	16
Tabla 2. Matriz de operacionalización de variables.....	17
Tabla 3. Valoración de peso, talla y edad .....	20
Tabla 4. Índice en los últimos controles realizados.....	20
Tabla 5. Resultados de las pruebas.....	31
Tabla 6. Tabla de análisis de datos.....	32
Tabla 7. Apreciación del análisis predictivo que ayude al control .....	35
Tabla 8. Valoración del aprendizaje máquina sobre los controles de nutrición .....	35
Tabla 9. Diagnóstico del control .....	49
Tabla 10. Realización de un control de nutrición.....	49
Tabla 11. Satisfacción para el control de nutrición de los niños.....	49
Tabla 12. Roles y participantes.....	52
Tabla 13. Lista de requerimientos .....	52
Tabla 14. Historia de usuarios .....	52
Tabla 15. Historia de usuario.....	54
Tabla 16. Horas máximas .....	54
Tabla 17. Segundo sprint .....	55
Tabla 18. Planeación de las tareas.....	69
Tabla 19. Resumen de Sprint 1 .....	70
Tabla 20. Resumen de sprint 1 .....	71
Tabla 21. Resumen de sprint 2 .....	72
Tabla 22. Análisis de sprint 2.....	72
Tabla 23. Métricas de calidad según la norma ISO-9126 .....	76
Tabla 24. Escala y nivel de valoración para la completitud .....	76
Tabla 25. Cálculo de métrica de la completitud.....	77
Tabla 26. Pruebas en el modelo predictivo .....	77
Tabla 27. Ventajas y desventajas de las técnicas de algoritmos de clasificación.....	81

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.....	24
Figura 2.....	24
Figura 3.....	25
Figura 4.....	25
Figura 5.....	26
Figura 6.....	26
Figura 7.....	27
Figura 8. Lista de controles realizados .....	37
Figura 9. Vista de registro de control de nutrición .....	37
<i>Figura 10</i> . Validación de la pre-encuesta de la implementación de los análisis predictivos .....	50
<i>Figura 11</i> . Validación de la pre-encuesta de la implementación de los análisis predictivos .....	51
<i>Figura 12</i> . Modelos de caso uso de la implementación del software y los análisis predictivos .....	56
<i>Figura 13</i> . Modelo del dominio de la implementación del software .....	68
<i>Figura 14</i> . Modelo de diseño de la implementación de software y análisis predictivos.....	68
<i>Figura 15</i> . Diseño y modelo de la base de datos.....	69
<i>Figura 16</i> . Documento de autorización por parte del puesto de salud. ....	73
<i>Figura 17</i> . Documento de autorización por parte del puesto de salud. ....	74
<i>Figura 18</i> . Ficha de encuesta en línea .....	75
Figura 19. Ficha de observación para la validación de un experto en temas de nutrición de niños del puesto de salud de Agocucho. ....	79
Figura 20. Esta ficha se validó con el experto en temas de nutrición de niños del puesto de salud de Agocucho. ....	83
Figura 21. Esta figura es la vista de inicio del sistema web con una información extra .....	84
Figura 22. Nota. En esta vista el usuario ingresará nombre de usuario y contraseña.....	84
Figura 23. En esta vista el usuario tendrá diferentes opciones a realizar como control de nutrición, módulo de usuarios, módulos de niños y reportes. ....	85
Figura 25. En esta vista el usuario ingresará datos como fecha de control, edad, peso, talla y también escoger a que niño quiere hacerle la predicción. ....	86
Figura 26. En esta vista el usuario podrá generar reportes de acuerdos a las fechas que desea, así mismo tiene la opción de descargar e imprimir reportes. ....	86

## ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1. Fórmula de precisión.....	29
Ecuación 2. Fórmula de exactitud.....	30
Ecuación 3. Ecuación del promedio.....	33
Ecuación 4. Ecuación desviación estándar.....	33
Ecuación 5. Ecuación de T-Student.....	34

## CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

### 1.1. Realidad problemática

En el mundo, uno de los principales problemas que afronta el sector salud es la desnutrición, por las condiciones socioeconómicas, puesto que las familias en pobreza y pobreza extrema son más vulnerables a tener un control inadecuado en su nutrición (Carrasco, Denisse, Flores, Matul, Moyano, Raquel, 2019). En ese sentido se dice que la nutrición se ha considerado como uno de los principales determinantes de la salud, desempeño físico, mental y de productividad, debido a la ingesta deficiente y exceso de nutrientes; en México y países latinoamericanos se ha incrementado un control inadecuado de la nutrición, generando problemas continuos como la desnutrición, sobrepeso y la obesidad (Benítez, Ruiz, Sánchez y Velasco, 2016).

La desnutrición se define como una de las consecuencias de la mala alimentación, la cual tiene 3 etapas: desnutrición leve, aguda y crónica; del mismo modo la desnutrición es un estado patológico resultante de una dieta deficiente en uno o varios nutrientes esenciales o una mala asimilación de los alimentos; además se refiere que las causas básicas están relacionadas con los factores sociodemográficos centrados en la pobreza y la inequidad (atención sanitaria deficiente, servicios de agua y saneamiento insuficientes, y prácticas inadecuadas de cuidado y alimentación) (Acosta, Gonzales, Irla y Sánchez, 2019).

Así mismo, el Perú también está inmerso en este problema nutricional de los niños menores de 5 años, sobre todo en las zonas rurales; frente a ello los especialistas de salud plantean estrategias para tener mejor control de la nutrición como generar más visitas al puesto de salud en cada zona rural (Fernandez, 2018). El Instituto Nacional de Estadística

de Información (INEI), manifiesta que el Perú ha reducido la desnutrición infantil de un 31% a 17.5%, por lo que aún no se ha logrado tratar por completo este problema; en el año 2016 en Cajamarca se evaluaron a 182 350 niños de los cuales 52 354 sufren de desnutrición infantil por un mal hábito alimenticio (Hernández y Tapia, 2017).

Los especialistas de salud son los que definen si un niño tiene un estado nutricional normal o no, mediante la medición de su peso regularmente y marcando la estatura en una tabla de crecimiento, con lo que se identifica si un niño está en su estado nutricional normal o está en alguna de las otras etapas de desnutrición; la desnutrición crónica es definida como la longitud/talla en relación a la edad, donde se evidencia la falta de crecimiento adecuado con la edad del niño, además es un indicador muy útil para fines epidemiológicos; la desnutrición aguda, como el peso para la longitud/talla, también se define como un indicador útil para fines clínicos y epidemiológicos ya que indican a los niños actualmente desnutridos en una población (Organización Panamericana de la salud, 2016).

La tecnología hoy en día se une a las actividades diarias de las personas, facilitando realizar procesos más sencillos, como el desarrollar una herramienta que permita la recolección, almacenamiento y procesamiento de datos de niños menores edad con desnutrición. Se utilizan bases de datos, servidores y plataformas de desarrollo de software, permitiendo el desarrollo de herramientas que influyen en la mejora del estado nutricional de los niños; es por ello que los modelos aplicados con inteligencia artificial permiten identificar problemas de nutrición en base a los malos hábitos nutricionales de los niños (Lopez, 2017).

Para Congacha, (2020), en su investigación “Comparación de modelos logísticos y árboles de decisión para identificar y predecir factores asociados a la desnutrición crónica

infantil basados en la encuesta nacional de salud y nutrición – ENSANUT 2018-2019” en Ecuador, tuvo como objetivo comparar dos modelos de clasificación: regresión logística y árboles de decisión con el fin de establecer el mejor modelo que determine los factores significativamente asociados a la desnutrición crónica en niños menores de cinco años y realice predicciones, obteniendo como resultado que el mejor modelo fue el de regresión logística por tener mejor predicción con un AUC de 62,19% y un margen de error de 35%.

Según Estrada y Roldan (2017), en su estudio “Modelo estadístico para predecir la prevalencia de desnutrición crónica infantil en los departamentos de Guatemala”, se tuvo como objetivo desarrollar un modelo estadístico predictivo de la prevalencia de desnutrición crónica infantil, obteniendo un resultado significativo de 88% de significancia con solo 9 variables y finalmente llegando a la conclusión que frente a las predicciones se deben tomar las estrategias de reducción de desnutrición no solo a las madres y niños, si no también a todo el entorno familiar.

Según Flores y Mendivel (2019), en su investigación “Sistema experto para mejorar la salud nutricional mediante la evaluación y recomendación de dietas nutricionales” en la ciudad de la Libertad, Perú, tuvo como objetivo demostrar cómo los sistemas expertos contribuyen en la salud nutricional de la población peruana, a través de la evaluación nutricional y recomendación de las dietas; para lograr esto, se implementó un modelo predictivo y un software web con ayuda de las metodologías de CommonKADS y Scrum. Para dicha implementación se utilizó 32 muestras de evaluaciones nutricionales de los pacientes de “SION”, dando como resultado que el sistema experto mejoró en un 65.52% de la evaluación nutricional y que disminuyó a 27 minutos en promedio en comparación con un sistema tradicional.

Pozo y Ulloa (2018), en su tesis “Sistema experto utilizando lógica difusa para diagnosticar problemas de desnutrición en apoyo al programa social Qali-Warma-Provincia de Acope” en Perú, tuvieron como objetivo implementar un sistema experto para el diagnóstico en infantes menores de 5 años; dicho sistema constó de 3 etapas, la primera fue el diseño del conocimiento (modelo predictivo) en desnutrición infantil, la segunda fue el desarrollo del software con el diseño del conocimiento y la tercera etapa fue la disposición del software y se concluyó que dicho sistema experto abarcó un 80% de conocimiento y experiencia de un experto, de modo que sus resultados lograron el diagnóstico que puede emplear un médico.

Según Condori (2019), en su investigación “Modelo de minería de datos para la predicción de casos de anemia en gestantes de la provincia de Ilo” en Perú, tuvo como objetivo desarrollar un modelo de minería de datos predictivo aplicando las técnicas de Machine Learning, donde se obtuvo como resultado que el de mejor precisión fue el algoritmo Naive Bayes con un 89%, seguido por el Árbol de decisiones con un 79% y el de Multicapa con un 62%, finalmente se logró implementar el modelo con la técnica Naive Bayes y de esta manera clasificó a las gestantes con anemia y sin anemia.

Para Pérez (2017), en salud pública, los modelos predictivos pueden ser útiles para orientar intervenciones preventivas en pacientes con riesgo relativamente alto de contraer o desarrollar alguna enfermedad. Para Alegret, Gonzales, Gonzales y Moreno (2015), los modelos predictivos tienen varias aplicaciones en salud pública, ya que gracias a estas herramientas se pueden identificar a las personas con alto riesgo de presentar alguna enfermedad, y que además esta información útil ayuda a detectar casos que podrían ser fatales a futuro; se afirma también que el resultado de aplicar un modelo predictivo a un grupo de individuos permite predecir a partir de la definición de un punto de corte, la

pertenencia de los sujetos a uno de los grupos preestablecidos (Alarcón, Cunha y Dávila, 2014).

La desnutrición infantil es un problema principal de la población peruana, especialmente en las zonas rurales; hoy en día, una de las tecnologías que ayuda en los procesos de análisis es “Machine Learning”; algunas de las técnicas son las redes neuronales y los árboles de decisión, como es el caso de SCUT que logra altas precisiones en muestreo aleatorio, siendo el mejor modelo para detectar casos de principios sobre desnutrición infantil (Baraybar y Gutiérrez, 2020).

El puesto de salud de Agocucho, se encuentra en la zona rural de Cajamarca, en ese sentido como se afirma en párrafos más arriba, los niños son más propensos a sufrir problemas de desnutrición por diferentes factores como pobreza e inequidad, que conlleva a malos hábitos alimenticios; el problema es que los controles de nutrición que se realizan no siempre son confiables, esto conlleva a que los especialistas brinden dietas equivocadas y, por ende, la probabilidad de llegar a alguna etapa de desnutrición es alta.

Frente a esta problemática se plantea la implementación de un modelo predictivo, el cual ayudará a diagnosticar el estado nutricional de los niños menores de 5 años los cuales están basados en etapas entre normal y crónico, permitiendo así que los especialistas tomen mejores decisiones frente a los resultados obtenidos.

Los análisis predictivos son un área de la minería de datos que consiste en la extracción de información, y su utilización para predecir tendencias y patrones de comportamiento, donde la tecnología aprende de la experiencia para predecir el futuro comportamiento de individuos para tomar mejores decisiones; estos análisis predictivos se basan en modelos descriptivos y predictivos, entre otros; el aprendizaje computacional es parte fundamental en un proceso de análisis predictivo (Espino, 2017).

Los modelos predictivos son modelos de la relación entre el rendimiento específico de una unidad en una muestra y uno o más atributos o características, del mismo modo se desarrolla en dos fases: prueba y entrenamiento (Espino, 2017). El modelo predictivo es el procesamiento de varios datos que permitirá descubrir una mejor decisión para una situación dada; una de las técnicas del modelo predictivo es la clasificación, que tiene como objetivo identificar las características que indican el grupo al que pertenecen. Entre los algoritmos de clasificación se tienen a los árboles de decisión, la regresión y las redes neuronales. El algoritmo de árboles de decisión permite construir un modelo de clases a partir de los datos obtenidos y clasificarlos por etiquetas (Sulla, 2018).

El control nutricional consiste en hacer una evaluación tomando en cuenta las valoraciones antropométricas pasadas para ver su evolución, también el peso y la talla para valorar dentro de los rangos normales y así proporcionar ideas de alimentación que ayuden a mejorar el estado nutricional de acuerdo con su edad y necesidades calóricas de las personas, pero nunca restringiendo alimentos (Cedeño, 2020).

## **1.2. Formulación del problema**

¿Cómo implementar un modelo de análisis predictivo en el control de nutrición de los niños menores de 5 años del puesto de salud de Agocucho, Cajamarca-2020?

## **1.3. Objetivos**

### **1.3.1. Objetivo general**

Implementar un modelo de análisis predictivo en el control de nutrición de los niños menores de 5 años del puesto de salud de Agocucho.

### **1.3.2. Objetivos específicos**

- Identificar la situación actual del control de nutrición de los niños menores de 5 años en el puesto de salud Agocucho.
- Aplicar la técnica de árboles de decisiones para los datos de control de nutrición de los niños menores de 5 años en el puesto de salud Agocucho.
- Validar y determinar la fiabilidad del modelo de análisis predictivo en el control de nutrición de los niños menores de 5 años.
- Analizar el impacto social de la implementación del modelo de análisis predictivo en el control de nutrición de los niños menores de 5 años.

## **1.4. Hipótesis**

### **1.4.1. Hipótesis general**

“La implementación del modelo de análisis predictivo es fiable para el control de nutrición de los niños menores de 5 años del puesto de salud de Agocucho”.

## CAPÍTULO II. METODOLOGÍA

### 2.1. Tipo de investigación

El tipo de la investigación del presente estudio es aplicada. Según Ortega (2017), es el estudio científico que busca resolver un problema o planteamiento específico, que se caracteriza por buscar la aplicación o utilización de los conocimientos que se adquieren. La investigación según el enfoque es cuantitativa porque permite el análisis basado en la medición numérica, ya que los datos obtenidos son estructurados para ser analizados utilizando la estadística.

La investigación es exploratoria, según el alcance de la investigación. Para Sánchez, Reyes y Mejía (2018), es el primer acercamiento del investigador al problema a estudiar con el objetivo de realizar un análisis y concretar la hipótesis, es decir, sirve para conocer más el fenómeno en un contexto determinado.

El diseño de investigación aplicado fue pre experimental con pre y post test.

### 2.2. Población y muestra (Materiales, instrumentos y métodos)

La población de este estudio estuvo conformada por los niños menores de 5 años registrados en el último control nutricional del año 2020 que fueron 220 niños del puesto de salud de Agocucho, Cajamarca. Los datos de control nutricional que se trabajan de los niños son: talla, peso y edad.

Se consideró además la evaluación al personal de salud (5 personas) que corresponden a los cargos de: 1 médico jefe del puesto de salud, 2 técnicos y 1 enfermera como herramienta de validación del modelo predictivo.

El estudio incluyó a la totalidad de la población sin necesidad de hacer un muestreo, por lo que se tuvo una muestra poblacional.

### 2.3. Técnicas e instrumentos de recolección y análisis de datos

Para realizar el estudio de investigación en el control de nutrición en los niños menores de 5 años del puesto de salud de Agocucho, Cajamarca-2020, se empleó una serie de técnicas e instrumentos, los cuales se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1

*Técnicas e instrumentos*

<b>Variables</b>	<b>Técnica</b>	<b>Instrumentos</b>	<b>Aplicación</b>
Control de nutrición	Encuesta	Cuestionario	Especialistas de salud del puesto de Agocucho
Análisis predictivos	Observación	Ficha de observación	Modelo predictivo propuesto

*Nota.* Esta tabla muestra los instrumentos y técnicas a utilizadas en la investigación.

La elaboración de instrumentos se basó en la operacionalización de las variables (Tabla 2), que permitieron identificar los indicadores en los ítems de cada instrumento para obtener la medición correspondiente. Se utilizó un cuestionario en línea a través de la plataforma de formularios de Google el cual fue validado por expertos (Anexo 9), teniendo en cuenta la escala de Likert, facilitando tener una encuesta ordenada, para identificar la situación actual de los controles de nutrición que se realizó a los 4 trabajadores del puesto de salud. Del mismo modo, se aplicó una ficha de observación a la encargada del área del niño para la dimensión de funcionalidad de la variable: modelo de análisis predictivo, buscando resultados

precisos en cuanto a un control común y manual hecho por los especialistas, de modo que ayudara en la toma de decisiones.

Tabla 2

*Matriz de operacionalización de variables*

<b>Variable</b>	<b>Definición conceptual</b>	<b>Dimensiones</b>	<b>Indicadores</b>
<b>Independiente: Análisis predictivos.</b>	Los análisis predictivos es un área de la minería de datos que consiste en la extracción de información y su utilización para predecir tendencias y patrones de comportamiento.	Funcionalidad	% de completitud de implementación funcional <hr/> % de precisión de los análisis predictivos
<b>Dependiente: Control de nutrición</b>	El control nutricional consiste en hacer una evaluación tomando en cuenta el peso, la talla para valorar dentro de los rangos	Fiabilidad	% de diagnósticos correctos de los controles de nutrición

normales y así  
proporcionar ideas de  
alimentación que  
ayude a mejorar el  
estado nutricional.

---

*Nota.* Esta tabla muestra las dimensiones e indicadores de las variables dependiente e independiente

Para el análisis de datos obtenidos en los diferentes instrumentos se utilizó el software Microsoft Excel, donde se alojaron los datos que se obtuvieron mediante la encuesta y de esa manera se hallaron los porcentajes y estadísticas de esta. Del mismo modo para medir la fiabilidad del modelo predictivo para el control de nutrición de los niños, se aplicó la técnica T-Student la cual consiste en la comparación de resultados del modelo predictivo planteado (Post Test), con los resultados de los especialistas de salud (Pre Test). Además, se hizo uso del estadístico Alfa de Cronbach para la evaluación de la confiabilidad del instrumento, obteniendo  $\alpha = 0.60$  y clasificándolo en el rango moderado (Anexo 3). Según Merino Soto (2026).

### **2.5.1. Aspectos Éticos**

Los datos requeridos de los niños en cuanto a la información se solicitaron a través de una documentación legal (Anexo 8) con el fin de respetar su privacidad, así mismo, se usó fuentes bibliográficas citando adecuadamente sin vulnerar los derechos de autor de su estudio que contribuyen a la investigación presente.

### CAPÍTULO III. RESULTADOS

#### Objetivo específico 1: Identificar la situación actual del control de la nutrición de los niños menores de 5 años en el puesto de salud de Agocucho.

Mediante el cuestionario que se aplicó a los especialistas del puesto de salud de Agocucho se obtuvieron los siguientes resultados: el 75% de los encuestados afirmaron que mediante el método de controles de nutrición tradicional poco ha mejorado los estados nutricionales de los niños, indicando esto que no es favorable los métodos empleados actuales (Tabla 9). Así mismo, el 75% de los encuestados afirmaron que los indicadores como peso, talla y edad permiten hacer el control de nutrición de los niños (Tabla 3); del mismo modo, el 100% de los encuestados manifestaron que la etapa con mayor índice de desnutrición es la etapa crónica (Tabla 4).

Tabla 3

*Valoración sobre la talla, peso y edad como suficientes para realizar un control nutricional*

Los indicadores son suficientes	Frecuencia	Porcentaje
Muy seguro	1	25%
Seguro	3	75%
Neutral	0	0%
Poco seguro	0	0%
Totalmente inseguro	0	0%
<b>TOTAL</b>	<b>4</b>	<b>100%</b>

*Nota.* Tabla de frecuencia del cuestionario para medir la situación actual

Tabla 4

*Índice en los últimos controles realizados*

	Frecuencia	Porcentaje
--	------------	------------

Etapa aguda	0	0%
Etapa normal	0	0%
Etapa crónica	4	100%
<b>TOTAL</b>	<b>4</b>	<b>100%</b>

*Nota.* Tabla de frecuencia del cuestionario para medir la situación actual.

Tabla 9

*Diagnósticos de mejoras en el control*

<b>Diagnósticos con mejoras en el control</b>	<b>Frecuencia</b>	<b>Porcentaje</b>
Ninguno	0	0%
Muy pocos	1	25%
Pocos	3	75%
Muchos	0	0%
Todos	0	0%
<b>TOTAL</b>	<b>4</b>	<b>100%</b>

*Nota.* Tabla de frecuencia de la encuesta para medir la situación actual

## **Objetivo específico 2. Aplicar la técnica de árboles de decisiones para los datos de control de nutrición de los niños menores de 5 años en el puesto de salud Agocucho**

Para la selección del algoritmo a implementar para el modelo predictivo se elaboró un cuadro comparativo con ventajas y desventajas de 4 algoritmos de clasificación los cuales fueron: K-vecinos, redes neuronales, árboles de decisiones y máquina vectorial de soporte (Anexo 11), en donde se seleccionó el algoritmo de árboles de decisión, porque no requiere preparación exigente de datos y se puede procesar datos cuantitativos y cualitativos.

La metodología CRISP - DM, es una de las más empleadas en los proyectos de minería de datos, que además permite realizar el proceso del modelado (Galán, 2015). Esta metodología consta de 6 etapas:

### **1. Compresión del problema**

#### **1.1. Identificación del problema**

Hoy en día uno de los mayores problemas que afrontan las zonas rurales en el Perú, es la desnutrición, hecho que incluye al puesto de salud Agocucho; la evaluación y el registro de los controles de nutrición están a cargo de un especialista que no dispone de una permanencia constante en la atención del centro de salud.

### **1.2. Determinación de los objetivos**

- Implementación de un modelo predictivo para realizar los diagnósticos de los controles de nutrición clasificados en la etapa normal o crónica.

## **2. Compresión de datos**

### **2.1. Recolección de datos**

- Los datos para el pre test fueron obtenidos desde el mismo puesto de salud Agocucho-Cajamarca en un formato Excel el cual se procedió a convertir en formato CSV.
- Los datos corresponden al año 2019 y 2020 con un promedio de 220 niños menores de 5 años.

### **2.2. Descripción de datos**

- Los datos trabajados fueron de tipo: double, string y datetime.
- El archivo constó de 10 columnas con los siguientes nombres: edad, peso, talla, hemoglobina, estado con respecto al peso y talla (P/T), estado con respecto a la talla y edad (T/E), estado con respecto al peso y edad (P/E), estado final de la nutrición del niño, lugar de atención y sexo.

## **3. Preparación de datos**

### **3.1. Creación de indicadores**

Los indicadores requeridos para la preparación de datos fueron las columnas: talla, peso, edad y estado final. Estas columnas seleccionadas permitieron realizar controles de nutrición en el modelo predictivo.

### **3.2. Transformación de datos**

Los datos no requirieron de transformación ya que contaban con un formato original propicio para la siguiente etapa de modelado.

## **4. Modelado**

### **4.1. Selección de técnica de modelado**

Los análisis predictivos se realizan utilizando modelos descriptivos y predictivos, todo ello a través de un aprendizaje computacional basado en algoritmos. Una de las modalidades es el aprendizaje automático supervisado y el aprendizaje no supervisado.

Se optó por la modalidad de aprendizaje supervisado con la técnica de clasificación y el algoritmo árboles de decisiones mejorado de dos clases; se escogió la técnica porque permite construir un modelo de clases a partir de los datos obtenidos y clasificarlos por etiquetas, es decir, a qué clase pertenece un control realizado con respeto a la etapa de nutrición del niño. Del mismo modo, el algoritmo escogido permite que la predicción sea más precisa cuando se corrige el primer árbol hasta al último árbol, mientras más arboles se genera la predicción será más segura.

El algoritmo de árboles de decisiones se configuró con número de hojas máximo de 20, y como mínimo debe tener 10; del mismo modo su tasa de aprendizaje fue de 0.9 y con un número máximo de 10 árboles, que permitirá corregir hasta llegar

ser más preciso. El número de árboles depende de la cantidad de datos que se tenga (Figura 1).

*Figura 1.*

Configuración del algoritmo de árboles de decisión

### Clasificador de árbol de decisión impulsado

#### Configuraciones

Ajuste	Valor
Número de hojas	20
Instancias de hoja mínima	10
Tasa de aprendizaje	0,9
Número de árboles	10
Permitir niveles desconocidos	Cierto
Semilla de número aleatorio	

## 4.2. Selección de datos de prueba

Los datos se dividieron en dos partes: entrenamiento y validación o prueba. Para el entrenamiento se tomó el 70% de datos y el otro 30% para las pruebas (Figura 2).

*Figura 2.*

División de datos para entrenamiento y prueba.



La cantidad de datos para el entrenamiento fueron 154, los cuales fueron seleccionados aleatoriamente (Figura 3), y para los datos de prueba fueron 66, seleccionados también aleatoriamente (Figura 4).

Figura 3.

Datos seleccionados de entrenamiento

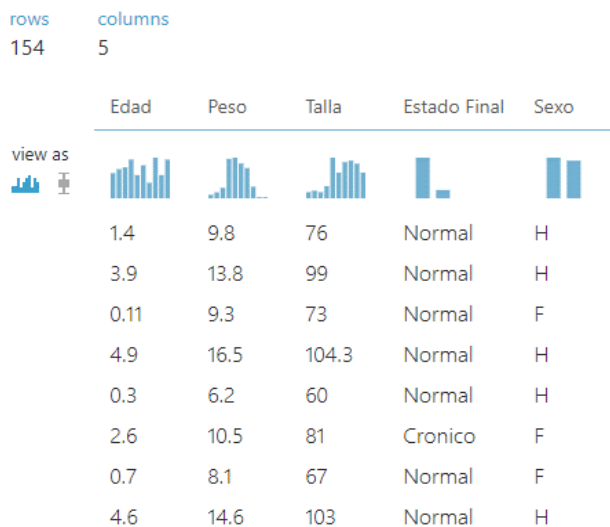
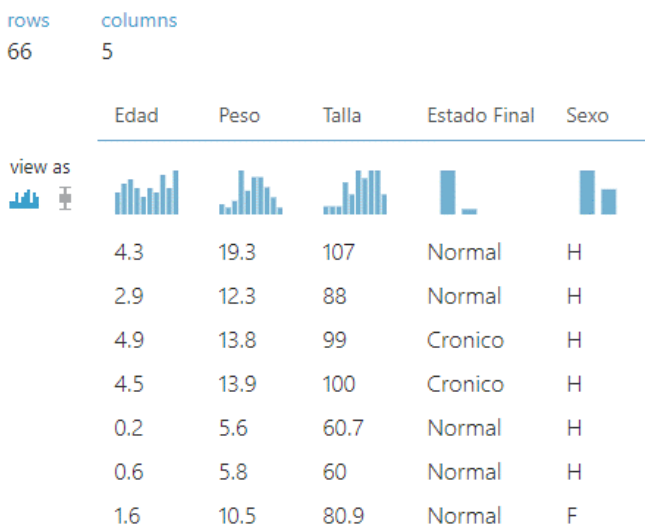


Figura 4.

Datos seleccionados de prueba

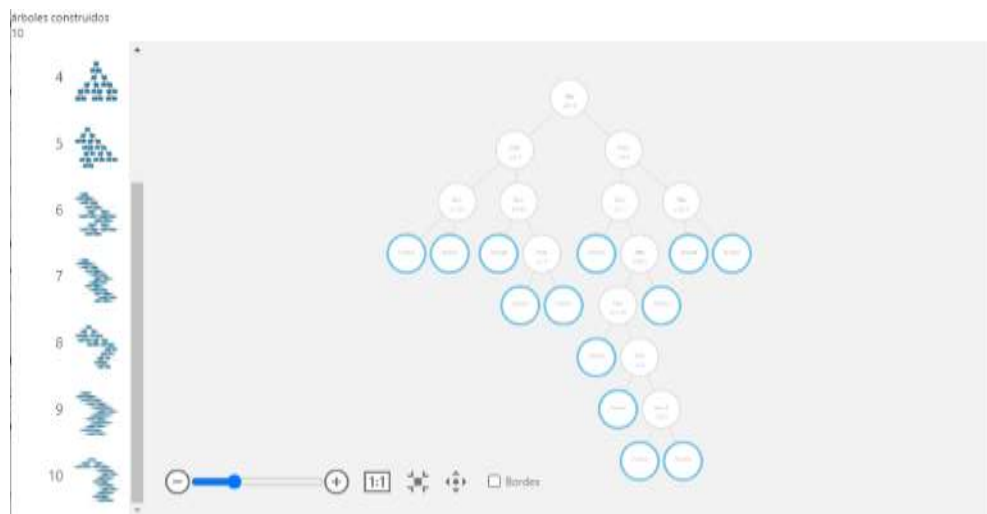


### 4.3. Obtención del modelo

La obtención del modelo se basó en la columna del estado final, con el fin de poder diagnosticar la etapa en el control del niño como estado normal o crónico. En donde se generaron 10 árboles con sus respectivas hojas y datos dentro de ella, para indicar como va a clasificar los controles de nutrición (Figura 5).

Figura 5.

Árboles generados



### 5. Evaluación del modelo de datos de prueba

El modelo predictivo una vez generado, nos mostrará las columnas anteriores más las columnas de etiquetas puntuadas que permitirá clasificar el control realizado, así mismo, la columna “probabilidades puntuadas”, se tiene un rango de 0.0 a 1.0, donde 0.0 a 0.5 pertenece a la clase crónica y 0.6 1.0 pertenece a la clase normal (Figura 6).

Figura 6.

Datos de los controles para prueba en el modelo de predictivo.



Para la evaluación del modelo predictivo se utilizó el “evaluate model” de Azure que permitió analizar los caso y las precisiones del modelo predictivo, donde se indica que el modelo predictivo tiene una precisión de 0.926, lo que indica que el modelo predictivo es óptimo (Figura 7).

*Figura 7.*

Datos de la evaluación del modelo predictivo



## 6. Despliegue o implementación

El modelo predictivo implementado con la herramienta Microsoft Azure Learning, facilitó el consumo de la API, el cual permitió el desarrollo del software web que facilitó la interpretación de los datos:

- Clave de API:

1Y9RLMy7E5Kt1ZR18yoI5wekJXPUZscMSXWAG4g8vOa8sHeViYI2RN  
AxTCbxWTgl6BIFKILbm+FMx9fdEL3aGA==

- Solicitud respuesta (URI)

<https://ussouthcentral.services.azureml.net/workspaces/b5c00d793588421bb142f7d1f415e26d/services/9cbde38e6cde404f8ddd38270ccaf308/execute?api-version=2.0&format=swagger>

### **Objetivo específico 3. Validar y determinar la fiabilidad del modelo de análisis predictivo en el control de nutrición de los niños menores de 5 años**

El algoritmo de árboles de decisiones ampliadas permitió conocer los porcentajes de error, precisión y exactitud, así mismo conocer cuántos son ciertos y cuántos no, a través de la siguiente especificación de variables:

**TP(True positive):** casos positivos que identifica el modelo predictivo

**FN(False negative):** casos negativos que identifica el modelo predictivo

**FP(False positive):** Error tipo I, quiere decir que realizarán pruebas diagnosticadas adicionales que acabarán descartando el diagnóstico.

**TN(True negative):** Error tipo II, quiere decir que es una falta de detección temprana de la enfermedad.

**P(Precision):** Porcentaje del modelo.

**E(Recall ó Exactitud):** Cantidad de predicciones positivas que fueron correctas.

Para el proceso del cálculo de la precisión se aplicó la ecuación 1, dando como resultado que el 92% de los controles realizados son precisos, esto significa que el modelo se equivocará en un 8% cuando prediga que un niño pertenece a una etapa normal o crónica.

Ecuación 1

*Fórmula de precisión*

$$P = \frac{TP}{TP + FN}$$

Para el proceso del cálculo de la exactitud se aplicó la ecuación 2, dando como resultado la identificación del 84% de los casos de controles de nutrición de los niños.

Ecuación 2

*Fórmula de exactitud*

$$E = \frac{TP}{TP + FP}$$

Para evaluar la contribución del modelo predictivo, se realizó la validación por un experto del puesto de salud de Agocucho, obteniendo un 99.7% de conformidad para realizar los controles de nutrición de la localidad (Anexo 13).

Para determinar la fiabilidad se utilizó la técnica t-Student, la cual permitió medir la confiabilidad del modelo predictivo.

### **Variables**

- $C_a$  = Porcentaje de diagnósticos correctos de controles de nutrición realizados por especialistas.
- $C_p$  = Porcentaje de diagnósticos correctos de controles de nutrición realizados por el modelo predictivo.

### **Hipótesis estáticas**

- $H_0$  = El porcentaje de diagnósticos correctos de los controles de nutrición realizados por los especialistas de salud es mayor o igual que el porcentaje de diagnósticos correctos del modelo predictivo.
- $H_a$  = El porcentaje de diagnósticos correctos de los controles de nutrición realizados por los especialistas de salud es menor que el porcentaje de diagnósticos correctos del modelo predictivo.

$$H_0 = C_a \geq C_p$$

$$H_a = C_a < C_p$$

### Nivel de significancia

Usando un nivel de significancia ( $\alpha = 0.05$ ) del 5%, que corresponde a estudios de investigación, por lo tanto, el nivel de confianza ( $1 - \alpha = 0.95$ ) fue del 95%.

### Estadístico de prueba

En este caso se utilizó la técnica de análisis con el estadístico T-Student, ya que la muestra que se consideró fue menor que 30 para la realización de las pruebas.

### Región de rechazo

- Número de registros  $n = 10$ .
- Grados de libertad  $(n-1) = 9$ , siendo su valor crítico.
- Según la tabla de distribución T-Student = 1.833.

### Resultado de las pruebas

Con los 10 registros se han realizado las pruebas de los controles tanto del especialista de salud y el modelo predictivo, donde 1 es un control correcto y 0 es un control erróneo (Tabla 5).

Tabla 5

*Resultados de las pruebas realizadas*

N° Niño	Especialistas en el control	Control por el modelo predictivo
1	1	1
2	1	1
3	1	1

<b>4</b>	1	1
<b>5</b>	0	1
<b>6</b>	1	1
<b>7</b>	1	1
<b>8</b>	0	1
<b>9</b>	1	1
<b>10</b>	1	1

---

<b>Promedio</b>	0.8	1
-----------------	-----	---

---

*Nota.* Está tabla identifica los casos correctos en ambos controles.

En la tabla 6 se muestran los resultados del uso del modelo predictivo en el control de nutrición, con respecto al control de nutrición de los especialistas, para posteriormente proceder con el cálculo de t-student.

Tabla 6

*Tabla de análisis de datos*

<b>N° Niño</b>	<b>Especialistas en el control</b>	<b>Control por el modelo predictivo</b>	<b><math>D_i</math></b>	<b><math>D_i - \bar{D}_i</math></b>	<b><math>(D_i - \bar{D}_i)^2</math></b>
<b>1</b>	1	1	0	0.2	0.04
<b>2</b>	1	1	0	0.2	0.04
<b>3</b>	1	1	0	0.2	0.04
<b>4</b>	1	1	0	0.2	0.04
<b>5</b>	0	1	-1	-0.8	0.64

6	1	1	0	0.2	0.04
7	1	1	0	0.2	0.04
8	0	1	-1	-0.8	0.64
9	1	1	0	0.2	0.04
10	1	1	0	0.2	0.04
<b>Suma</b>	8	10	-2	0	1.60
<b>Promedio</b>	0.8	1	-0.2	0	0.291
<b>Porcentaje</b>	80	100	-20		

*Nota.* Tabla para análisis de datos y cálculo de t-student.

### Promedio

La ecuación 3 permite el cálculo del promedio de la diferencia entre el control de nutrición del especialista y del modelo predictivo.

Ecuación 3

*Ecuación del promedio*

$$\overline{D_i} = \frac{\sum_{i=1}^m D_i}{n}$$

$$\overline{D_i} = \frac{-2}{10} = -0.2$$

### Desviación estándar

La ecuación 4 permite el cálculo del promedio de la diferencia entre el control de nutrición del especialista y del modelo predictivo.

Ecuación 4

*Ecuación de desviación estándar*

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^m (D_i - \overline{D_i})^2}{n - 1}}$$

$$s = \sqrt{\frac{1.60}{9}} = 0.422$$

### Cálculo de T-Student

La ecuación 5 permite el cálculo de t-student, el cual ayuda a aceptar o rechazar las hipótesis.

Ecuación 5

*Ecuación del T-Student*

$$t = \frac{\bar{D}_i}{\frac{s}{\sqrt{n}}}$$

$$t = \frac{-0.2}{\frac{0.422}{\sqrt{10}}} = -0.1499$$

### Interpretación final

El valor del cálculo esperado de T-Student es -1.499, siendo menor que el valor de la tabla en un nivel de significancia de 0.05. ( $-1.499 < 1.833$ ). Se da por aceptada la hipótesis de investigación ( $H_a$ ) y se rechaza la hipótesis nula ( $H_0$ ).

### Objetivo específico 4. Analizar el impacto social de la implementación del análisis predictivo en el control de la nutrición de los niños menores de 5 años.

Para la viabilidad en el aspecto social de la implementación de los modelos predictivos se aplicó un cuestionario a los especialistas del puesto de salud Agocucho, donde el 75% manifestaron que están seguros de que los modelos predictivos ayudan en los diagnósticos de los controles de nutrición como se muestra en la tabla 7; este hecho hace que el proyecto implementado sea viable y beneficioso en el sector salud, ya que un

diagnóstico correcto ayuda a los especialistas a tomar mejores decisiones con relación a los resultados obtenidos.

Del mismo modo, con datos obtenidos de la encuesta aplicada a los especialistas aumentan las posibilidades de impacto de los análisis predictivos en el ámbito social, puesto que los encuestados en un 75% manifiestan que están de acuerdo en que los modelos predictivos ayuden a complementar sus conocimientos para la realización de los controles de nutrición como se muestra en la tabla 8.

Además, que el proyecto implementado beneficia a un corto plazo a toda la microred “Magna Vallejo” que tiene 7 puestos de salud incluyendo al de este centro poblado de Agocucho, donde se implementó el modelo predictivo, y a largo plazo a toda la red de Cajamarca; cabe destacar que el proyecto beneficiaría a 72022 personas en toda la región Cajamarca (Dirección regional de salud Cajamarca, 2020).

Tabla 7

*Apreciación del análisis predictivo que ayude al control*

	<b>Frecuencia</b>	<b>Porcentaje</b>
Muy seguro	0	0%
Seguro	3	75%
Normal	1	25%
Poco seguro	0	0%
Totalmente inseguro	0	0%
<b>TOTAL</b>	<b>4</b>	<b>100%</b>

*Nota.* Esta tabla muestra la frecuencia de la pregunta de la encuesta

Tabla 8

*Valoración del aprendizaje de máquina sobre los controles de nutrición*

	<b>Frecuencia</b>	<b>Porcentaje</b>
Poco de acuerdo	0	0%

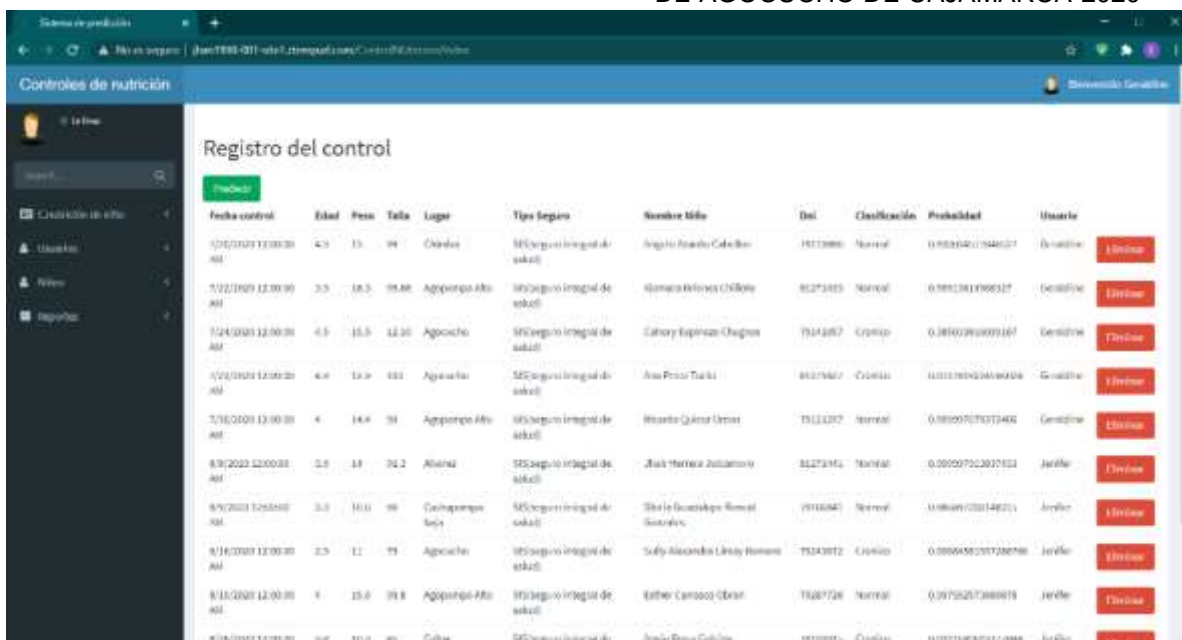
De acuerdo	3	75%
Normal	1	25%
En desacuerdo	0	0%
Totalmente en desacuerdo	0	0%
<b>TOTAL</b>	<b>4</b>	<b>100%</b>

*Nota.* Esta tabla muestra la frecuencia de la pregunta de la encuesta.

**Objetivo general: Implementar un modelo de análisis predictivo en el control de nutrición de los niños menores de 5 años del puesto de salud.**

Para el proceso de implementación del modelo predictivo se utilizó la metodología CRISP-DM(Cross Industry Standard Process for data Mining), asimismo se encaminó por la elección de un software que permite el desarrollo de la metodología; si bien es cierto existen muchas herramientas de análisis predictivo (Anexo 2), para este desarrollo se tomó en cuenta la plataforma “Microsoft Azure Classic Learning”, ya que cumple con las necesidades y características para su implementación, permitiendo una mejor perspectiva en cuanto a su servicio y valoración de muchas empresas que lo vienen usando; uno de los servicios es que permite escoger el algoritmo de acuerdo al estudio que se viene realizando. Del mismo modo, “Microsoft Azure classic Learning” permite la integración de lenguaje de programación de R-Studio y Python, también brinda la facilidad de usar la API (interfaz de programación de aplicaciones), la cual permitió generar el valor agregado a la investigación en cuanto al desarrollo del software web, tomando en cuenta la metodología SCRUM (Anexo 6).

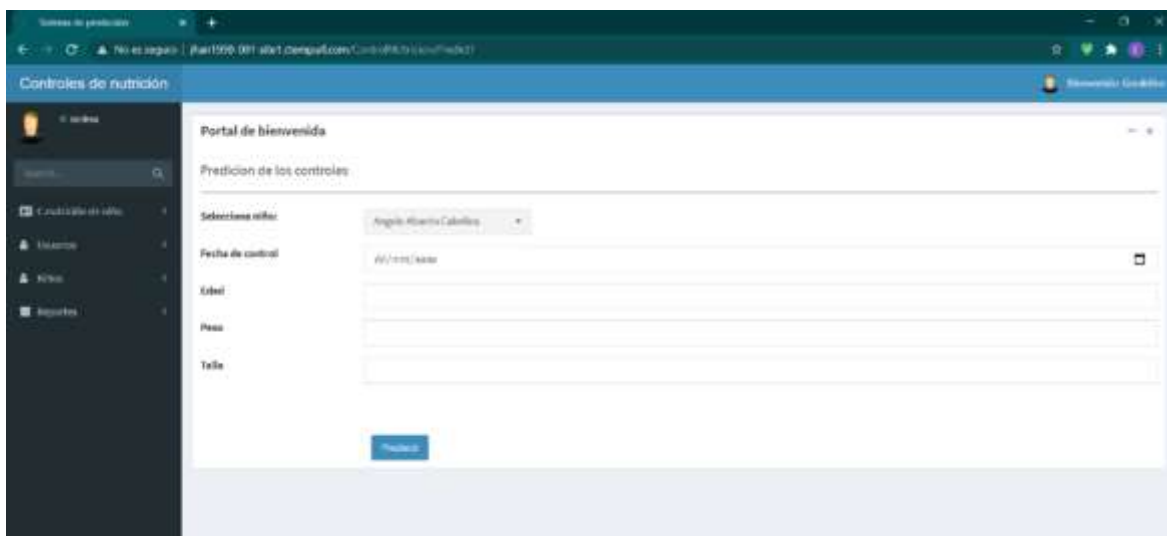
El la figura 8 se evidencia los controles realizados haciendo uso del modelo predictivo desarrollado, donde se clasifican a los niños en las etapas normal y crónico, además de ellos el porcentaje de probabilidad de cada control.



Fecha control	Edad	Peso	Talla	Lugar	Tipo Seguro	Nombre niño	Dni	Categoría	Probabilidad	Usuario	
12/12/2019 12:00:00 AM	4.9	15	94	Chilón	SES Seguro Integral de Salud	Angie Rivera Cabezas	18113860	Normal	0.99334211944021	Genelina	Eliminar
10/22/2019 12:00:00 AM	3.5	18.3	94.68	Agopampa Alto	SES Seguro Integral de Salud	Alonso Beltrán Chirino	81273483	Normal	0.99113614965127	Genelina	Eliminar
12/24/2019 12:00:00 AM	4.5	15.5	12.30	Agoccho	SES Seguro Integral de Salud	Esther Espinoza Chiquis	7914287	Crisis	0.9810029180991847	Genelina	Eliminar
10/04/2019 12:00:00 AM	4.8	12.3	88.2	Agopampa	SES Seguro Integral de Salud	Ana Pizarro Tardío	81273467	Crisis	0.0113891269466094	Genelina	Eliminar
7/16/2019 12:00:00 AM	4	14.8	91	Agopampa Alto	SES Seguro Integral de Salud	Walter Quiroz Urqui	73111207	Normal	0.9810029180991847	Genelina	Eliminar
8/9/2019 12:00:00 AM	3.9	18	74.2	Alfaro	SES Seguro Integral de Salud	José Hernán Jiménez	81273461	Normal	0.992007022021611	Jenifer	Eliminar
9/9/2019 12:00:00 AM	3.9	18.11	98	Cashapampa Baja	SES Seguro Integral de Salud	Silvia Escobedo Rosal Sotomayor	7918345	Normal	0.9810029180991847	Jenifer	Eliminar
8/18/2019 12:00:00 AM	2.5	11	79	Agoccho	SES Seguro Integral de Salud	Sofy Alexandra Linay Ramos	73143872	Crisis	0.9810029180991847	Jenifer	Eliminar
8/11/2019 12:00:00 AM	4	15.8	91.8	Agopampa Alto	SES Seguro Integral de Salud	Esther Carrasco Obasi	7328728	Normal	0.972007022021611	Jenifer	Eliminar
8/04/2019 12:00:00 AM	4.8	18.8	90	Cajpa	SES Seguro Integral de Salud	Angie Pizarro Cabezas	18113861	Crisis	0.001148104171986	Jenifer	Eliminar

Figura 8. Lista de controles realizados

En la figura 9 se puede ver los campos necesarios para realizar un control de nutrición, los indicadores necesarios para el modelo predictivo son: edad, peso y talla.



Portal de bienvenida

Predicción de los controles

Selecciona niño: Angie Rivera Cabezas

Fecha de control: 10/10/2019

Edad:

Peso:

Talla:

Registrar

Figura 9. Vista de registro de control de nutrición

Para medir la completitud de la implementación del modelo predictivo, se utilizó la ISO-9126 (Anexo 9) a través de métricas, logrando la completitud al 100%.

## CAPÍTULO IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

### 4.1 Discusión

Se analizaron investigaciones basados en modelos predictivos y sistemas expertos, los cuales obtuvieron resultados positivos con respecto a sus modelos predictivos aplicados en sus investigaciones, por ende, el proyecto desarrollado mostró fiabilidad en los resultados logrando superar el porcentaje de los expertos que es del 80% en los controles de nutrición de los niños del puesto de salud Agocucho; en este caso el estudio concuerda con la investigación de Flores y Mendivel (2019), en la que contrastan que el modelo predictivo aplicado a su sistema experto mejoró el tiempo de las evaluaciones nutricionales de un especialista de “SION”, logrando ser más confiables y eficientes.

Otra investigación que concuerda con el estudio para obtener el porcentaje de confiabilidad es de Pozo y Ulloa (2018), quienes utilizaron la técnica lógica difusa la cual permite analizar la fiabilidad de su modelo predictivo, donde mencionan que una hipótesis estadística es para el modelo predictivo, indicando que en un 90% es confiable para diagnosticar problemas de desnutrición y la otra hipótesis es para saber la confiabilidad de los especialistas; mientras que para la presente investigación se utilizó la técnica t-student donde en el resultado se validó la hipótesis que el modelo predictivo es más confiable en un 95% con respecto a un especialista.

Así mismo, para analizar qué tan preciso fue el modelo predictivo aplicado en la investigación con el algoritmo de árboles de decisiones, se validó con el experto del puesto de salud donde el modelo predictivo debe ser mayor o igual que 90% en su precisión, donde dicho modelo alcanzó un 92% de casos precisos, y de acuerdo con la investigación de Condori (2019) en su validación, que se realizó a diferentes algoritmos, indicó que el de

árbol de decisiones tiene mayor precisión que los demás, y que el nivel de precisión debe ser mayor al 80% para decir que el modelo implementado es correcto.

De acuerdo con Alegret, Gonzales, Gonzales y Moreno (2015), las técnicas de predicción son cada vez más sencillas y fáciles de interpretar por los decisores en salud, con el fin de que estos puedan utilizar sin prejuicios, a estas herramientas de trabajo como apoyo en sus decisiones; del mismo modo, manifiestan los especialistas del puesto de salud de Agocucho que están de acuerdo que, estas técnicas de predicción ayuden a realizar sus actividades como es el caso de realizar un control de nutrición generando confiabilidad y fácil interpretación de datos.

Según Galán (2015), para la implementación del modelo predictivo se integró la metodología CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for data Mining), porque es sencilla de usar, solo se debe seguir una serie de fases claramente definidas y cualquier persona con conocimientos en base de datos y estadísticas puedan utilizarla. Este hecho permitió el desarrollo e implementación del modelo predictivo para el control de nutrición, logrando obtener los resultados requeridos para la investigación.

La limitante principal dentro del proyecto fue el tamaño reducido de datos, debido también a la población reducida de niños con controles en el puesto de salud de Agocucho, ya que el aprendizaje automático requiere de la mayor cantidad de información posible, con muestras que deben estar bien etiquetadas para dividir en data de entrenamiento y data de prueba; otra limitante fue el tiempo extra en la preparación de los datos ya que la información se encontraba en formatos de papel, y se tuvo que registrar todo manualmente para el traspaso de datos a un archivo .CSV para su posterior utilización. Todo ello aumentó el trabajo de recolección y procesamiento de información.

Como implicancias de este trabajo de investigación se tiene el aporte para el puesto de salud de Agocucho, porque ya se podrá contar con esta herramienta de predicción dentro de los controles de nutrición de los niños menores de 5 años, ya que mediante este proyecto se ha demostrado que su aplicación es fiable en cuanto a sus resultados. Por otro lado, el análisis predictivo en el control de nutrición de los niños menores de 5 años puede emplearse también como una herramienta en diferentes puestos de salud, mejorando la actividad de control de nutrición para toda la población. Finalmente, este estudio puede referirse para otros investigadores que pueden utilizar las metodologías y resultados con miras a proyectos similares o de mayor envergadura.

#### **4.2 Conclusiones**

Luego de realizar la implementación del modelo predictivo en el puesto de salud de Agocucho-Cajamarca, y en base a los objetivos planteados se concluye que:

- Mediante las metodologías (SCRUM y CRISP-DM) se logró la implementación tanto del modelo predictivo y del sistema web que es el valor agregado de la investigación realizada, llegando a completar todas las etapas de desarrollo; y mediante la ISO 9126 se puede evidenciar la completitud del modelo predictivo.
- Se logró medir la situación actual de los controles de nutrición, permitiendo conocer los indicadores corporales para realizar un control de nutrición y los cuales también señalaron que el mayor índice corresponde a la etapa crónica, además indicaron que el uso de los modelos predictivos ayudaría bastante en el aporte de conocimientos en el tema de realizar controles de nutrición.

- Se logró aplicar el algoritmo de árboles de decisión ya que fue el que mejor se adaptó al proyecto por los criterios de selección en comparación a otros algoritmos, del mismo modo se implementó el algoritmo en la herramienta Microsoft Azure Studio Clasic learning.
- Se logró validar el modelo predictivo, donde se evidenció que dicho modelo implementado cumplió con las expectativas de los controles de nutrición que se realizan en niños menores de 5 años, para ello se sumó algunos datos como la precisión que es de 92% de los controles que aprueban que son precisos y que más del 84% de estos controles se pudieron identificar. De tal manera, los porcentajes de diagnósticos correctos en los controles de nutrición aumentaron en un 20%, de esta manera el modelo predictivo implementado es fiable.
- El proyecto implementado es viable en el aspecto social donde el 75% de los encuestados manifestaron que están seguros de que los modelos predictivos ayudan en el diagnóstico en el control de nutrición, además que beneficiaría a un corto plazo a la microred “Magna Vallejo”, y a largo plazo a una población de 72022 de personas a nivel de Cajamarca.

## REFERENCIAS

- Acosta, J., Gonzales, V., Irla, P., & Sanchez, S. (2019). Practicas alimentarias y factores asociados al estado nutricional de lactantes ingresados al Programa Alimentario Nutricional Integral en un servicio de salud. *Pediatría*, 46(2), 82-89. doi:10.31698/ped.46022019003
- Alarcón, J., Cunha, A., & Dávila, M. (2014). Desnutrición infantil en menores de cinco años en Perú: tendencias y factores determinantes. *Revista panamericana de salud pública*, 35(2), 104-112. <https://www.scielo.org/article/rpsp/2014.v35n2/104-112/>
- Alegret, M., Gonzales, V., Gonzales, Y., & Moreno, A. (2015). Valiación interna de modelo predictivo creado mediante nueva metodología aplicable en la atención primaria de salud. *Medicentro Electrónica*, 19(4), 218-224. <http://scielo.sld.cu/pdf/mdc/v19n4/mdc02415.pdf>
- Baraybar, J., & Gutiérrez, J. (2020). SCUT Sampling and classification Algorithms to identify levels of child malnutrition[SCUT algoritmos de muestreo y clasificación para identificar los niveles de desnutrición infantil]. *Springer, Cham*, 10(70), 149-206. doi:10.1007/978-3-030-46140-9\_19
- Benítez, V., Ruiz, S., Sánchez, R., & Velasco, R. (2016). Intervención educativa en el estado nutricional y conocimiento sobre alimentación y actividad física en escolares. *Mexicano del seguro social*, 24(1), 37-43. <https://www.medigraphic.com/cgi-bin/new/resumen.cgi?IDARTICULO=62949>
- Carrasco, H., Denisse, C., Flores, H., Matul, S., Moyano, D., & Raquel, E. (2019). Impacto de un programa comunitario para la malnutrición infantil. *Revista chilena*, 90(4), 1-11. doi:10.32641/rchped.v90i4.901
- Cedeño, M. (2020). *Estado nutricional y su relación con el desarrollo psicomotriz en niños de 0-3. Universidad estatal del sur de Mnabi* (Tesis de grado). Ecuador. Recuperado de <http://repositorio.unesum.edu.ec/bitstream/53000/2174/1/GEMA%20MARIA%20CEDE%203%91O%20MANZABA.pdf>

- Condori, S. (2019). *Modelo predictivo de datos para la predicción de casos de anemia en gestantes de la provincia de ILO*(Tesis de pregrado).Universidad Nacional de Moquegua.Perú. Recuperado de <http://repositorio.unam.edu.pe/handle/UNAM/101>.
- Espino, C. (2017). *Análisis predictivo: Técnicas y modelos utilizados y aplicaciones del mismo-herramienta Open Source que permiten su uso*(Tesis de grado).Universidad Oberta de Catalunya.España.Recuperado de <http://openaccess.uoc.edu/webapps/o2/bitstream/10609/59565/6/caresptimTFG0117mem%C3%B2ria.pdf>
- Fernandez, M. (2018). *Estado nutricional de niños menores de cinco años beneficiarios del vaso de leche casero Pata Pata y barrio San Martín-Cajamarca - 2018*(Tesis de grado).Universidad Nacional de Cajamarca.Perú.Recuperado de <http://repositorio.unc.edu.pe/bitstream/handle/UNC/2887>
- Flores, D., & Mendivel, I. (2019). Sistema experto para mejorar la salud nutricional mediante la evaluación y recomendación de dietas nutricionales. *Revista Tlatemoani*, 10(32), 19-30.<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7293159>
- Hernandez, A., & Tapia, E. (2017). Desnutrición crónica en menores de cinco años en Perú: Análisis espacial de información nutricional, 2010-2016. *Revista Española de salud Pública*, 97(19), 1-10. <https://www.redalyc.org/jatsRepo/170/17049838032/html/index.html>
- Lopez, A. (2017). *Desarrollo de un recurs digital para el control de peso y vacunación de los menos pertenecientes a hogares comunitarios*(Tesis de grado).Universidad Piloto de Colombia.Colombia. Recuperado de <http://repository.unipiloto.edu.co/handle/20.500.12277/6275>

Manterola, C., & Otzen, T. (2017). Técnicas de muestro sobre una población a estudio. *Int. J. Morphol*, 35(1), 227-232. Recuperado de <https://scielo.conicyt.cl/pdf/ijmorphol/v35n1/art37.pdf>

Martín Pérez, F. (2017). *Una revisión sistématica para determinar la calidad de los modelos predictivos de incidencia de fibrilación auricular en la comunidad*(Tesis doctoral).Universidad Miguel de Elche. España. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/tesis?codigo=134559>

Organización Panamericana de la salud. (2016). La desnutrición en lactantes y niños pequeños en América Latina y El Caribe: alcanzando los objetivos de desarrollo del milenio. Recuperado de <http://iris.paho.org/xmlui/handle/123456789/18642>

Ortega, G. (2017). Cómo se genera una invetigación científica que luego sea motivo de publicación. *Journal of the selva Andina*, 8(2), 155-156. [http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S2072-92942017000200008](http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2072-92942017000200008)

Pozo, E., & Ulloa, I. (2018). *Sistema experto utilizando lógica difusa para diagnosticar problemas de desnutrición en apoyo al programa social Qañi-Warma-Provincia de Ascope*(Tesis de grado).Universidad Nacional de Trujillo.Perú. Recuperado de <http://dspace.unitru.edu.pe/handle/UNITRU/11361>

Sulla, J. (2018). *Modelo híbrido de árbol de decisión difusa con optimización por enjambre de partículas para clasificación de obesidad escolar*(Tesis de doctoral).Universidad Nacional de San Agustín.Perú .Recuperado de <http://repositorio.unsa.edu.pe/bitstream/handle/UNSA/6154>

## ANEXOS

### Anexo 1. *Matriz de consistencia y operacionalización*

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES	METODOLOGÍA
<p><b>1. Problema General:</b> ¿Cómo implementar un modelo de análisis predictivo en el control de la nutrición de los niños menores de 5 años del puesto de salud de Agocucho-Cajamarca 2020?</p>	<p><b>1. Objetivo General:</b> Implementar un modelo de análisis predictivo en el control de nutrición de los niños menores de 5 años del puesto de salud de Agocucho</p> <p><b>2. Objetivos Específicos:</b></p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Identificar la situación actual en el control de la nutrición de los niños menores de 5 años en el puesto de salud de Agocucho.</li> <li>2. Aplicar la técnica de árboles de decisiones para los datos de control de nutrición de los niños menores de 5 años en el puesto de salud Agocucho.</li> <li>3. Validar y determinar la fiabilidad del modelo de análisis predictivo en el control de nutrición de los niños menores de 5 años.</li> <li>4. Analizar el impacto social de la implementación del modelo de análisis predictivo en el control de nutrición de los niños menores de 5 años.</li> </ol>	<p><b>1. Hipótesis General:</b> La implementación del modelo de análisis predictivo es fiable para el control de nutrición de los niños menores de 5 años del puesto de salud de Agocucho.</p>	<p><b>Variable Independiente:</b> Análisis predictivos.</p> <p><b>Variable Dependiente:</b> Control de la nutrición</p>	<p><b>1. Tipo de Investigación:</b> Investigación aplicada.</p> <p><b>2. Nivel de la Investigación:</b> Según el enfoque la investigación es cuantitativa.</p> <p><b>3. Diseño de la Investigación:</b> Diseño experimental.</p> <p><b>4. Método:</b> Encuesta, Observación</p> <p><b>5. Población:</b> 220 niños menores de 5 años del puesto de salud de Agocucho.</p> <p><b>6. Muestra:</b> Muestreo no probabilístico, selección de muestra por conveniencia.</p> <p><b>7. Unidad de Estudio:</b> Un niño menor de 5 años.</p> <p><b>8. Técnica de Recolección:</b> Encuesta, Observación</p> <p><b>9. Instrumento de Recolección:</b> Ficha de encuesta Ficha de observación</p>

*Nota.* Este anexo muestra la matriz de consistencia resumida.

**Anexo 2. Análisis comparativo de herramientas para análisis predictivo**

<b>Criterio</b>	<b>Microsoft Azure Learning Studio</b>	<b>Python</b>	<b>IBM Watson Machine Learning</b>
<b>Trabajo de desarrollo</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Trabajo de desarrollo en la nube sin la necesidad de un IDE.</li> <li>• Generador de API</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Utilización de IDE para su uso</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Trabajo de desarrollo en la nube sin la necesidad de un IDE</li> </ul>
<b>Integración de lenguajes de programación</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Integración de script de Python y R-Studio</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Lenguaje de programación python</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Integración de R-Studio y Python</li> </ul>
<b>Algoritmos</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Elección y uso de algoritmos desarrollados.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Desarrollo del algoritmo código abierto.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Desarrollo limitado de algoritmos con código abierto.</li> </ul>

*Nota.* Esta tabla muestra las características de las herramientas para implementar los análisis predictivos.

Luego de realizar las comparaciones y conocer de qué trata y qué beneficios tiene cada herramienta, se procedió a elegir la herramienta de machine learning “Microsoft Azure Learning Studio”, por ser una plataforma que es fácil de adaptarse y además que cubre todas las necesidades para la implementación de los modelos predictivos y que ayuda a agilizar el desarrollo de la investigación.

**Anexo 3. Alfa de Cronbach**
**Tabla de resumen Alfa de Cronbach**

<b>N° encuestados</b>	<b>P1</b>	<b>P2</b>	<b>P3</b>	<b>P4</b>	<b>P5</b>	<b>P6</b>	<b>P7</b>	<b>Suma</b>
E1	4	4	-	3	4	2	4	21
E2	4	4	-	3	4	2	4	21
E3	4	4	-	3	4	2	4	21
E4	5	3	-	2	3	3	3	19
Varianza	0.25	0.25	-	0.25	0.25	0.25	0.25	
Sumatoria de varianza	1.500							

*Nota.* Esta tabla muestra el resumen de la encuesta con el método de Alfa de Cronbach.

**Tabla de indicadores de Alfa Cronbach**

<b>Rango</b>	<b>Confiabilidad</b>
0.1 a 0.20	Muy baja
0.21 a 0.40	Baja
0.41 a 0.60	Moderada
0.61 a 0.80	Alta

*Nota.* Esta tabla muestra los indicadores usados en la encuesta con el método de Alfa de Cronbach.

**Tabla de indicadores en la Scala de Likert**

<b>Nivel de diagnóstico</b>	<b>Valoración</b>
Muy bueno	5
Bueno	4
Normal	3
Malo	2
Muy malo	1

*Nota.* Esta tabla muestra los indicadores usados en la encuesta con la Scala de Likert

**Tabla de resultados Alfa de Cronbach**

N.Items = K	6
Sumatoria de varianzas	1.5
Varianza de la suma	1.00

*Nota.* Esta tabla muestra los resultados encontrados con el método de Alfa de Cronbach.

*Tabla de resultados Alfa de Cronbach*

---

Alfa de	0.60
Cronbach	0.60

---

*Nota.* Esta tabla muestra el porcentaje de confiabilidad de las encuestas.

Anexo 4. Resultados de la pre-encuesta de la implementación de los análisis predictivos

Tabla 9

*Diagnósticos de mejoras en el control*

<b>Diagnósticos con mejoras en el control</b>	<b>Frecuencia</b>	<b>Porcentaje</b>
Ninguno	0	0%
Muy pocos	1	25%
Pocos	3	75%
Muchos	0	0%
Todos	0	0%
<b>TOTAL</b>	<b>4</b>	<b>100%</b>

*Nota.* Tabla de frecuencia de la encuesta para medir la situación actual

Tabla 10

*Realización de un control de nutrición*

	<b>Frecuencia</b>	<b>Porcentaje</b>
Muy difícil	0	0%
Algo difícil	0	0%
Normal	1	25%
Fácil	3	75%
Muy fácil	0	0%
<b>TOTAL</b>	<b>4</b>	<b>100%</b>

Elaboración propia

*Nota.* Esta tabla muestra la frecuencia de la pregunta de la encuesta

Tabla 11

*Satisfacción para el control de nutrición de los niños*

	<b>Frecuencia</b>	<b>Porcentaje</b>
Muy bueno	0	0%
Bueno	3	75%
Normal	1	25%
Malo	0	0%
Muy malo	0	0%
<b>TOTAL</b>	<b>4</b>	<b>100%</b>

*Nota.* Esta tabla muestra la frecuencia de la pregunta de la encuesta

Anexo 5. Instrumento Ficha de Validación de encuesta

**FICHA PARA VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO -**

**FICHA DE ENCUESTA**

**I. REFERENCIA**

- 1.1. Experto: Luis Miguel Cotrina Malca
- 1.2. Especialidad: Ingeniero de Sistemas
- 1.3. Cargo actual: Gerente General y Project Manager en Daccos
- 1.4. Grado académico: Maestro en Project Management
- 1.5. Institución: University of Maryland, EEUU
- 1.6. Tipo de instrumento: Encuesta
- 1.7. Lugar y fecha: Cajamarca, 29 de setiembre del 2020.

**II. TABLA DE VALORACIÓN POR EVIDENCIAS**

N°	EVIDENCIAS	VALORACIÓN					
		5	4	3	2	1	0
1	Pertinencia de indicadores		X				
2	Formulación con lenguaje apropiado		X				
3	Adecuado para los sujetos en estudio		X				
4	Facilita la prueba de hipótesis		X				
5	Suficiente para medir la variable		X				
6	Facilita la interpretación del instrumento			X			
7	Acorde al avance de la ciencia y tecnología		X				
8	Expresado en hechos perceptibles		X				
9	Tiene secuencia lógica		X				
10	Basado en aspectos teóricos			X			
<b>Total</b>			32	6			

Coefficiente de valoración porcentual  $c=76\%$

**III. OBSERVACIONES Y/O RECOMENDACIONES**

En la pregunta 1, cambiar "índice" por "índice". En la pregunta 2, utilizar las escalas: Muy difícil, algo difícil, normal, bastante fácil, muy fácil. En la pregunta 7 se recomienda usar 5 niveles en función a la escala de Likert. Sugiero que en el inicio haya un breve párrafo que es la inteligencia artificial y aprendizaje de máquina ya que muchos no conocen al respecto.



Firma y sello del Experto

Novillo, Jhan; Quispe Erixon

Figura 10 . Validación de la pre-encuesta de la implementación de los análisis predictivos

**FICHA PARA VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO -  
FICHA DE ENCUESTA**

**I. REFERENCIA**

- 1.1. **Experto:** MSc. Víctor Alfredo Mugerza Capristan  
1.2. **Especialidad:** Gestión de la Ingeniería  
1.3. **Cargo actual:** Docente a tiempo parcial / Consultor  
1.4. **Grado académico:** Magíster  
1.5. **Institución:** Universidad Privada del Norte  
1.6. **Tipo de Instrumento:** Encuesta  
1.7. **Lugar y fecha:** Cajamarca 13 de octubre del 2020

**II. TABLA DE VALORACIÓN POR EVIDENCIAS**

Nº	EVIDENCIAS	VALORACIÓN					
		5	4	3	2	1	0
1	Pertinencia de indicadores		X				
2	Formulación con lenguaje apropiado			X			
3	Adecuado para los sujetos en estudio		X				
4	Facilita la prueba de hipótesis			X			
5	Suficiente para medir la variable			X			
6	Facilita la interpretación del instrumento			X			
7	Acorde al avance de la ciencia y tecnología				X		
8	Expresado en hechos perceptibles			X			
9	Tiene secuencia lógica				X		
10	Basado en aspectos teóricos			X			
	<b>Total</b>						

Coefficiente de valoración porcentual c=.....

**III. OBSERVACIONES Y/O RECOMENDACIONES**

Estandarice los términos a utilizar. Revise las preguntas del cuestionario, los entrevistados no saben que es aprendizaje de máquina o análisis predictivos debe hacer que sus encuestas utilicen términos menos técnicos y más entendibles para el público en general.

.....  
Firma y sello del Experto

Novillo, Jhan; Quispe Erixon

Figura 11. Validación de la pre-encuesta de la implementación de los análisis predictivos

## Anexo 6. Metodología Scrum

### Metodología Scrum

#### 1.1.Participantes y roles

Tabla 12

##### *Roles y participantes*

<b>Rol</b>	<b>Encargado</b>
<b>Product Owner</b>	Geraldine Cabanillas
<b>Scrum Master</b>	Jhan Jhastler, Novillo Alejandría
<b>Scrum Team</b>	Jhan Jhastler, Novillo Alejandría Erixon Berthi, Quispe Chavarri

*Nota:* Esta tabla muestra los roles y participantes.

#### 1.2.Product Backlog

##### 1.2.1. Lista de requerimientos

Tabla 13

##### *Lista de requerimientos*

<b>Nro.</b>	<b>Enunciado</b>
<b>R1</b>	Quiero predecir los estados nutricionales (Normal y Crónico) de los niños
<b>R2</b>	Quiero que el sistema muestre los resultados de las predicciones
<b>R3</b>	Quiero el sistema permita el inicio de sesión con nombre de usuario y contraseña.
<b>R4</b>	Quiero que el sistema cuente con un menú amigable
<b>R5</b>	Quiero Registrar y administrar a los niños del puesto de salud

*Nota:* Esta tabla muestra la lista de requerimientos.

##### 1.2.2. Historias de usuario

Tabla 14

##### *Historias de usuario*

<b>Historia de Usuario</b>	
<b>Id</b>	HU01
<b>Nombre</b>	Modelos predictivos
<b>Prioridad</b>	Alta
<b>Riesgo</b>	Alta
<b>Descripción</b>	Como administrador del sistema quiero poder predecir el estado nutricional de los niños.
<b>Validación</b>	- Predecir con el modelo predictivo

<b>Historia de Usuario</b>	
<b>Id</b>	HU02
<b>Nombre</b>	Visualizar resultados modelos predictivos
<b>Prioridad</b>	Alta
<b>Riesgo</b>	Alta
<b>Descripción</b>	Como administrador del sistema quiero poder visualizar los resultados de los modelos predictivos
<b>Validación</b>	- Quiero poder visualizar en qué estado nutricional se encuentra el niño en su control con el modelo predictivo.
<b>Historia de Usuario</b>	
<b>Id</b>	HU03
<b>Nombre</b>	Visualizar e interactuar con un menú
<b>Prioridad</b>	Alta
<b>Riesgo</b>	Alta
<b>Descripción</b>	Como administrador del sistema quiero poder visualizar e interactuar con un menú amigable
<b>Validación</b>	- El menú debe evidenciar las funcionalidades del sistema - Fácil acceso a cada funcionalidad del sistema mediante el menú
<b>Historia de Usuario</b>	
<b>Id</b>	HU04
<b>Nombre</b>	Inicio de Sesión
<b>Prioridad</b>	Alta
<b>Riesgo</b>	Alta
<b>Descripción</b>	Como administrador del sistema quiero poder iniciar sesión con un nombre de usuario y una contraseña.
<b>Validación</b>	- En caso de no coincidir mis datos mostrar mensaje de error
<b>Historia de Usuario</b>	
<b>Id</b>	HU05
<b>Nombre</b>	Registrar y administrar niños del puesto de salud
<b>Prioridad</b>	Alta
<b>Riesgo</b>	Alta
<b>Descripción</b>	Como administrador del sistema quiero poder disponer de todos los registros de los niños del puesto de salud.
<b>Validación</b>	- Quiero poder registrar nuevo niño, editar, bloquear y eliminar. - Cada niño debe ser registrado con toda su información correspondiente. - Los niños registrados deben poder visualizarse en una lista, de lo contrario, mostrar mensaje de que no hay ningún niño registrado actualmente.

*Nota:* Esta tabla muestra las historias de usuario.

### 1.2.3. Planificación del Sprint

Para priorizar las historias de usuario, al principio del proyecto, y a intervalos regulares durante el proyecto, se va estimando el esfuerzo de cada una en puntos de usuario. Normalmente se utilizan los números 0, 1, 3, 5, 8, 13, 20, 40 y 100 como puntos de esfuerzo de usuario. 0 indica una historia con esfuerzo prácticamente nulo, mientras que una con 100, indica que el esfuerzo es extremo y

que incluso no es asumible ahora mismo (Urteaga Pecharromán & Fernández Muñoz, 2015).

Tabla 15

*Historia de usuario*

Historias de usuario	Estimación	Prioridad
HU01	40	Alta
HU02	20	Alta
HU03	8	Alta
HU04	8	Alta
HU05	13	Alta

*Nota:* Esta tabla muestra las valoraciones de las historias de usuarios.

Luego de haber construido la lista de objetivos y con las estimaciones por cada una de las historias de usuario empezamos a definir los Sprint de la siguiente manera:

### 1.2.3.1. Primer Sprint

Para este primer Sprint se tomó en cuenta las historias de usuario HU01, HU04, HU02, las cuales están relacionadas por prioridad y orden de elaboración, donde se detalla de la siguiente manera:

Tabla 16

*Horas Máximas*

Horas Máximas	120
Horas Utilizadas	
Horas Restantes	
<b>Historia</b>	<b>Horas Estimadas</b>
HU01	80
HU02	24

*Nota:* Esta tabla muestra las horas estimadas del Sprint 1.

### 1.2.3.2. Segundo Sprint

Para este primer Sprint se tomó en cuenta las historias de usuario HU03, HU05, las cuales están relacionadas por prioridad y orden de elaboración, donde se detalla de la siguiente manera:

Tabla 17

*Segundo Sprint*

<b>Horas Máximas</b>	
	48
<b>Horas Utilizadas</b>	
<b>Horas Restantes</b>	
<b>Historia</b>	<b>Horas Estimadas</b>
<b>HU03</b>	32
<b>HU05</b>	16

*Nota:* Esta tabla muestra las horas estimadas del Sprint 2.

## 1.2.4. Desarrollo

### 1.2.4.1. Lenguaje de programación

Para el desarrollo del sistema web donde se aloja los modelos predictivos, se ha tomado en cuenta el lenguaje de programación C#, ya que la herramienta Microsoft Azure Learning Studio brinda un script en el lenguaje C#, el cual hace más fácil de consumir la API de los modelos predictivos. También, se ha utilizado el lenguaje de java script con sus librerías necesarias, para hacer más eficaz la interacción con el cliente.

### 1.2.4.2. Análisis del sistema

**Casos de Uso:**

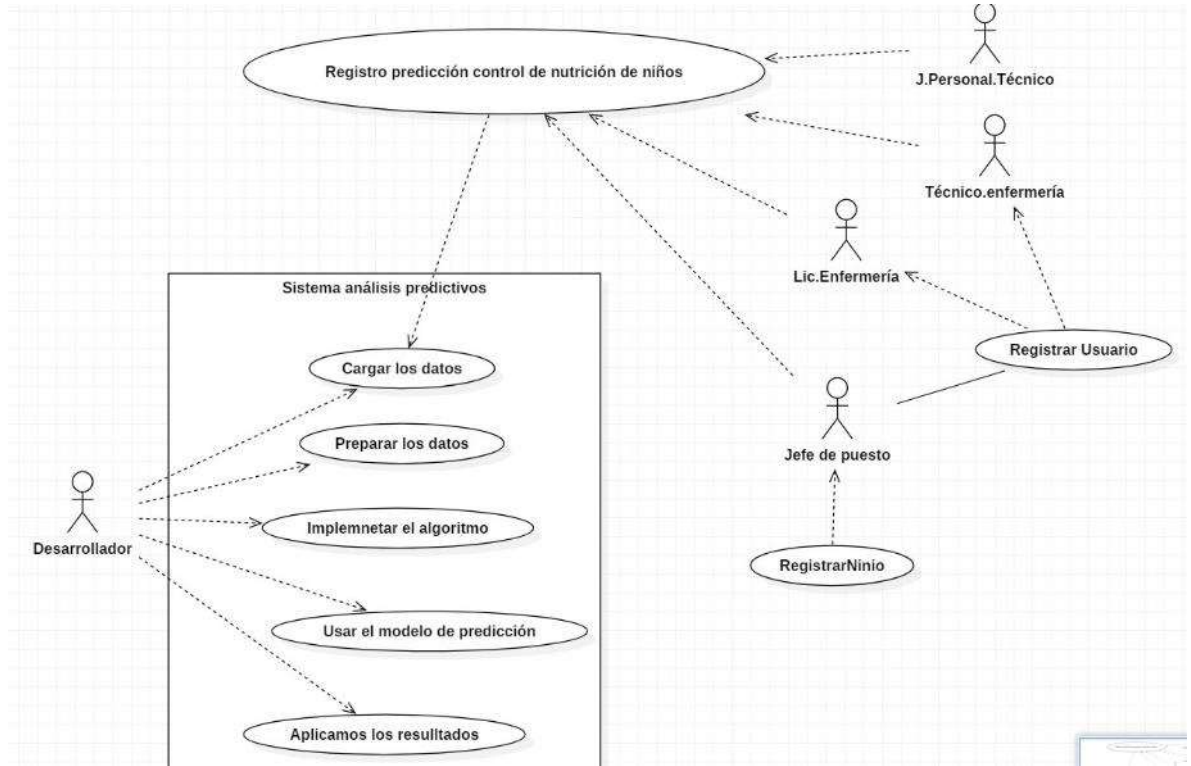


Figura 12. Modelos de caso uso de la implementación del software y los análisis predictivos

### Especificaciones de casos de Uso:

#### Número de casos de uso 001:

**Nombre:** Registrar Usuarios

**Breve Descripción:** El caso de uso tiene como objetivo registrar un usuario en el sistema de predicción por parte del jefe del puesto de salud.

#### Precondición:

- El jefe del puesto de salud deberá estar registrado en base de datos
- El usuario debe de ser trabajador del puesto de salud

#### Postcondición:

- Verificar que el Usuario exista

**Situaciones de error:** Datos incorrectos al momento de registrar un usuario.

**Estado del sistema ante la concurrencia de un error:** No se logró registrar usuario.

**Actores:** jefe del puesto de salud

**Activador:** El caso de uso inicia cuando el jefe del puesto de salud necesita registrar a los trabajadores del puesto de salud que accederán al sistema.

**Proceso estándar:**

- Inicio de sesión del jefe del puesto de salud
- El sistema muestra los campos a llenar (nombre de usuario y contraseña).
- El sistema valida los datos
- Si los datos son incorrectos, el sistema pedirá ingresar los datos reales para el inicio de sesión.
- El sistema muestra el menú, donde se encuentra la sección de Usuarios.
- Se mostrará la interfaz de Usuarios y botón registrar usuario
- El sistema mostrará el formulario de registro con los campos (nombres, apellidos, DNI, cargo, celular, contraseña).
- El sistema valida todos los campos y que no se repitan como los campos de DNI y celular
- El sistema guarda el registro de usuario en la base de datos

El caso de uso finaliza

**Proceso alterno:**

- El sistema muestra una interfaz donde se tendrá la lista de todos los usuarios registrados

- El jefe del puesto de salud tiene la opción de elegir a un usuario y podrá

modificar los datos según sea el caso,

- El jefe del puesto de salud actualizará el sistema

**Número de casos de uso 002:**

**Nombre:** Registrar niños

**Breve Descripción:** El caso de uso tiene como objetivo registrar a un niño en el sistema de predicción por parte del jefe del puesto de salud.

**Precondición:**

- El jefe del puesto de salud deberá estar registrado en la base de datos

El usuario debe de ser trabajador del puesto de salud

**Postcondición:**

- Verificar que el niño se registró exitosamente en la base de datos

**Situaciones de error:**

- El usuario ingresa datos incorrectos
- El niño ya existe

**Estado del sistema ante la concurrencia de un error:** No se logró registrar el niño en la base de datos

**Actores:** jefe del puesto de salud

**Activador:** El caso de uso inicia cuando el jefe del puesto de salud necesita registrar a los niños en el sistema.

**Proceso estándar:**

- Inicio de sesión del jefe del puesto de salud

- El sistema muestra los campos a llenar (nombre de usuario y contraseña).
- El sistema valida los datos
- Si los datos son incorrectos, el sistema pedirá ingresar los datos reales para el inicio de sesión.

- El sistema muestra el menú, donde se encuentra la sección de Niños.
- Se mostrará la interfaz de Niños y botón registrar niño
- El sistema mostrará el formulario de registro con los campos (nombres, apellidos, sexo, lugar, tipo de seguro, DNI).
- El sistema valida todos los campos y que no se repitan como el campo DNI.
- El sistema guarda el registro del niño en la base de datos

El caso de uso finaliza

**Proceso alterno:**

- El sistema muestra una interfaz donde se tendrá la lista de todos los niños registrados
- El jefe del puesto de salud tiene la opción de elegir a un niño y podrá modificar los datos según sea el caso,
- El jefe del puesto de salud actualizará el sistema

**Número de casos de uso 003:**

**Nombre:** Registrar control de nutrición

**Breve Descripción:** El caso de uso tiene como objetivo registrar el control de nutrición de un niño en el sistema de predicción por parte del jefe del puesto de salud, Lic. Enfermería, Técnico enfermería, Jefe de Personal técnico.

**Precondición:**

- El jefe del puesto de salud, Lic. Enfermería, Técnico enfermería, Jefe de Personal técnico deberá estar registrado en la base de datos

- El usuario debe de ser trabajador del pu Jim Macesto de salud

**Postcondición:** Verificar que el control se realizó y registró exitosamente en la base de datos.

**Situaciones de error:**

- El usuario ingresa datos incorrectos
- El control de nutrición del niño con la misma fecha ya existe

**Estado del sistema ante la concurrencia de un error:** No se logró registrar el control de nutrición del niño en la base de datos

**Actores:** jefe del puesto de salud, Lic. Enfermería, Técnico enfermería, Jefe de Personal técnico

**Activador:** El caso de uso inicia cuando el jefe del puesto de salud, Lic. Enfermería, Técnico enfermería, jefe de Personal técnico necesita registrar a los niños en el sistema.

**Proceso estándar:**

- Inicio de sesión del jefe del puesto de salud, Lic. Enfermería, Técnico enfermería, jefe de Personal técnico
- El sistema muestra los campos a llenar (nombre de usuario y contraseña).
- El sistema valida los datos
- Si los datos son incorrectos, el sistema pedirá ingresar los datos reales para el inicio de sesión.

- El sistema muestra el menú, donde se encuentra la sección de Controles de nutrición.
- Se mostrará la interfaz de los controles realizados y botón nuevo control
- El sistema mostrará el formulario de control de nutrición (talla, peso, edad, fecha de control).
- El sistema realiza la predicción con el modelo predictivo
- El sistema guarda el registro del niño en la base de datos
- El caso de uso finaliza

**Proceso alterno:**

- El sistema muestra una interfaz donde se tendrá la lista de todos los controles de los niños
- El jefe del puesto de salud, Lic. Enfermería, Técnico enfermería, jefe de Personal técnico tiene la opción de elegir a un control y podrá modificar los datos según sea el caso,
- El jefe del puesto de salud, Lic. Enfermería, Técnico enfermería, Jefe de Personal técnico actualizará el sistema

**Número de casos de uso 004:**

**Nombre:** Cargar los datos

**Breve Descripción:** El caso de uso tiene como objetivo cargar los datos en la plataforma Azure Machine Learning.

**Precondición:**

- EL desarrollador de software deberá de tener conocimientos previos en análisis de datos y machine learning.

- Tener el permiso por parte del puesto de salud para la manipulación de los datos.

**Postcondición:** Verificar que los datos estén completos y que las variables sean las correctas para el trabajo.

**Situaciones de error:** Las variables no ayuden en análisis de los datos para los modelos predictivos.

**Estado del sistema ante la concurrencia de un error:** No se logró cargar los datos a la plataforma Azure Machine Learning.

**Actores:** Desarrollador

**Activador:** El caso de uso inicia cuando el desarrollador de software quiere implementar un modelo predictivo.

**Proceso estándar:**

- Inicio de sesión en la plataforma Azure Machine Learning
- La plataforma Azure Machine Learning muestra los campos a llenar (correo y contraseña).
- La plataforma valida los datos
- Si los datos son incorrectos, la plataforma Azure Machine Learning pedirá ingresar los datos reales para el inicio de sesión.
- En la plataforma Azure Machine Learning el desarrollador deberá de crear un nuevo proyecto
- El desarrollador deberá de elegir el campo cargar datos y escoger el archivo con los datos para el análisis.
- El caso de uso finaliza

**Proceso alterno:** El desarrollador podrá ver todos los datos

**Número de casos de uso 005:**

**Nombre:** Preparar los datos

**Breve Descripción:** El caso de uso tiene como objetivo preparar los datos para el modelo predictivo

**Precondición:**

- EL desarrollador de software deberá de tener conocimientos previos en análisis de datos y machine learning.
- El desarrollador conocer deberá de conocer las variables y el objetivo del modelo predictivo

**Postcondición:** Verificar que la variable independiente este claro

**Situaciones de error:** Los datos que se tienen son muy pocos

**Estado del sistema ante la concurrencia de un error:** El modelo predictivo no podrá predecir con exactitud debido a que habrá pocos datos para el entrenamiento.

**Actores:** Desarrollador

**Activador:** El caso de uso inicia cuando el desarrollador de software quiere implementar un modelo predictivo.

**Proceso estándar:**

- Inicio de sesión en la plataforma Azure Machine Learning
- La plataforma Azure Machine Learning muestra los campos a llenar (correo y contraseña).
- La plataforma valida los datos

- Si los datos son incorrectos, la plataforma Azure Machine Learning pedirá ingresar los datos reales para el inicio de sesión.
- El desarrollador deberá de elegir Seleccionar Columnas.
- El desarrollador deberá de elegir Separar Datos para entrenamiento y pruebas
- El caso de uso finaliza

**Proceso alternativo:** El desarrollador podrá ver todos los datos separados para pruebas y entrenamiento.

**Número de casos de uso 006:**

**Nombre:** Implementar el algoritmo

**Breve Descripción:** El caso de uso tiene como objetivo implementar el algoritmo para el modelo predictivo

**Precondición:**

- El desarrollador de software deberá de tener conocimientos previos en análisis de datos y machine learning.
- El desarrollador deberá de conocer las variables y el objetivo del modelo predictivo

**Postcondición:** El modelo predictivo deberá de predecir con una precisión de 70% a más para que sea viable

**Situaciones de error:** El algoritmo no es apto para el entrenamiento del modelo predictivo

**Estado del sistema ante la concurrencia de un error:** El algoritmo no cumple con los requisitos y no es exacto en las predicciones.

**Actores:** Desarrollador

**Activador:** El caso de uso inicia cuando el desarrollador de software quiere implementar un modelo predictivo.

**Proceso estándar:**

- Inicio de sesión en la plataforma Azure Machine Learning
- La plataforma Azure Machine Learning muestra los campos a llenar (correo y contraseña).
- La plataforma valida los datos
- Si los datos son incorrectos, la plataforma Azure Machine Learning pedirá ingresar los datos reales para el inicio de sesión.
- El desarrollador deberá de elegir el algoritmo que mejor se adapte en cumplir con el objetivo del modelo predictivo.
- El caso de uso finaliza

**Proceso alterno:** El desarrollador podrá validar el algoritmo

**Número de casos de uso 007:**

**Nombre:** Usar el modelo de predicción

**Breve Descripción:** El caso de uso tiene como objetivo usar el modelo predictivo

**Precondición:**

- EL desarrollador de software deberá de tener conocimientos previos en análisis de datos y machine learning.

- El desarrollador deberá de conocer las variables dependientes para poder el modelo predictivo

**Postcondición:** El modelo predictivo deberá de predecir con una precisión de 70% a más para que sea viable

**Situaciones de error:** El algoritmo no predice correctamente

**Estado del sistema ante la concurrencia de un error:** El algoritmo no cumple con los requisitos y no es exacto en las predicciones.

**Actores:** Desarrollador

**Activador:** El caso de uso inicia cuando el desarrollador de software quiere usar el modelo predictivo para los controles de nutrición

**Proceso estándar:**

- Inicio de sesión en la plataforma Azure Machine Learning
- La plataforma Azure Machine Learning muestra los campos a llenar (correo y contraseña).
- La plataforma valida los datos
- Si los datos son incorrectos, la plataforma Azure Machine Learning pedirá ingresar los datos reales para el inicio de sesión.
- El desarrollador usa el modelo para su validación y para luego usar la API en un sistema web
- El caso de uso finaliza

**Proceso alternativo:** El desarrollador podrá validar el modelo

**Número de casos de uso 008:**

**Nombre:** Aplicar los resultados

**Breve Descripción:** El caso de uso tiene como objetivo aplicar los resultados

**Precondición:** El modelo predictivo deberá de predecir correctamente

**Postcondición:** El modelo predictivo deberá de predecir con una precisión de 70% a más para que sea viable

**Situaciones de error:** El algoritmo no predice correctamente

**Estado del sistema ante la concurrencia de un error:** El algoritmo no cumple con los requisitos y no es exacto en las predicciones.

**Actores:** Desarrollador

**Activador:** El caso de uso inicia cuando el desarrollador de software quiere usar el modelo predictivo para los controles de nutrición

**Proceso estándar:**

- Inicio de sesión en la plataforma Azure Machine Learning
- La plataforma Azure Machine Learning muestra los campos a llenar (correo y contraseña).
- La plataforma valida los datos
- Si los datos son incorrectos, la plataforma Azure Machine Learning pedirá ingresar los datos reales para el inicio de sesión.
- El desarrollador aplica los resultados del modelo predictivo y los almacena en la base de datos.
- El caso de uso finaliza

**Proceso alternativo:** El desarrollador podrá validar el modelo

**Modelo del dominio:**

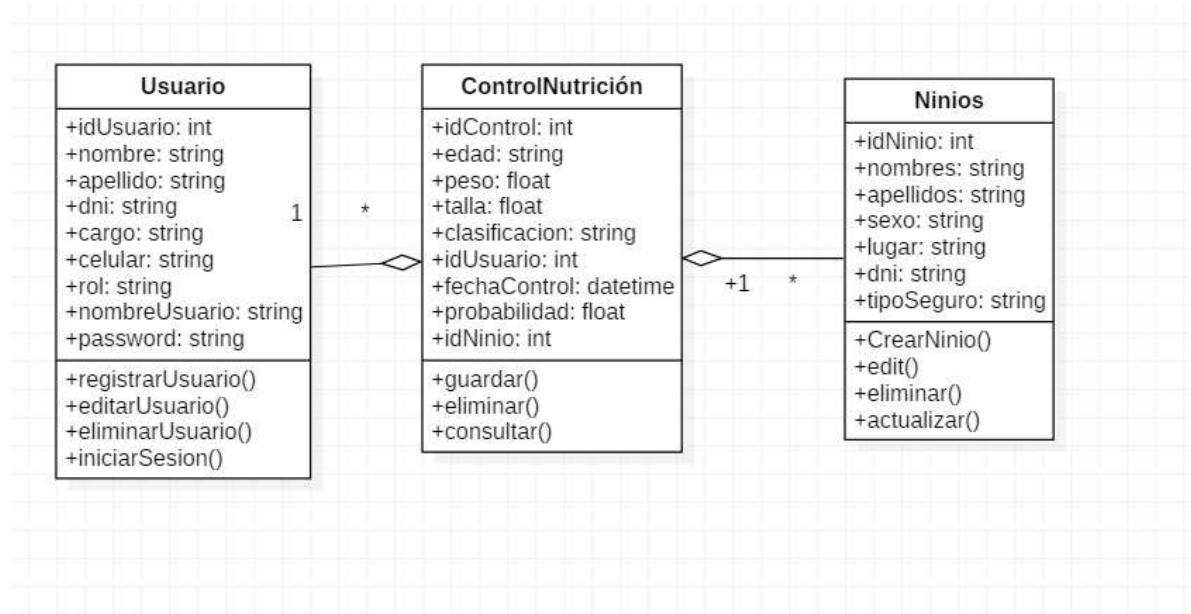


Figura 13. Modelo del dominio de la implementación del software

**Modelo de diseño:**



Figura 14. Modelo de diseño de la implementación de software y análisis predictivos

**1.2.4.3. Diseño y modelado de base de datos**

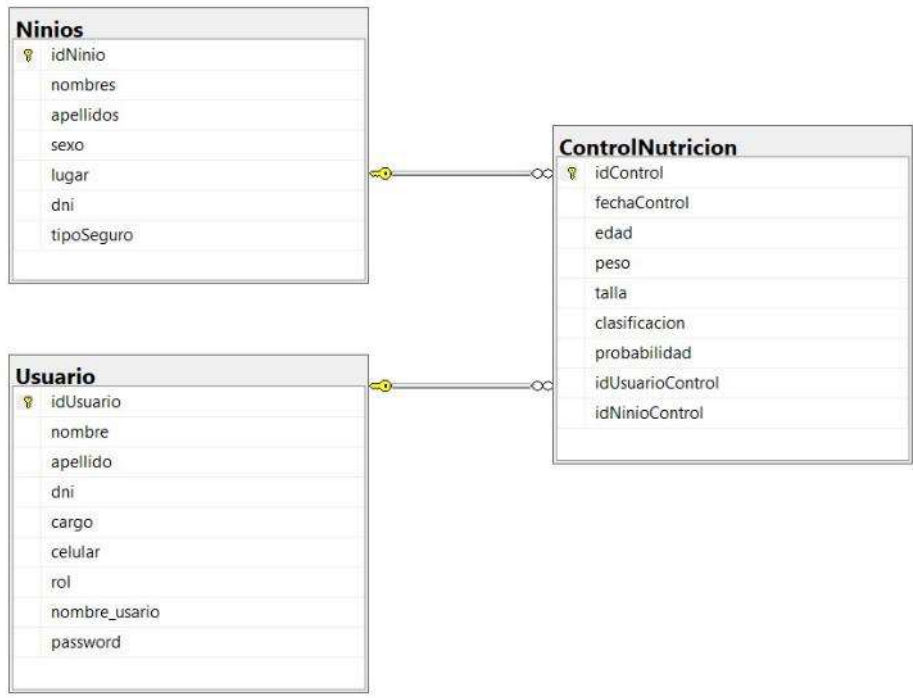


Figura 15. Diseño y modelo de la base de datos

**1.2.4.4.Planeación de las tareas para las historias de usuario**

Tabla 18

*Planeación de las tareas para las historias de usuario*

Tarea	T01
<b>Historia de Usuario</b>	HU01
<b>Descripción</b>	Obtener base de datos de los controles de los niños en archivo .csv
<b>Tarea</b>	T02
<b>Historia de Usuario</b>	HU01
<b>Descripción</b>	Crear modelo predictivo
<b>Tarea</b>	T04
<b>Historia de Usuario</b>	HU02
<b>Descripción</b>	Consumir API de la plataforma Azure machine Learning
<b>Tarea</b>	T05
<b>Historia de Usuario</b>	HU02
<b>Descripción</b>	Crear vistas para mostrar resultados de los modelos predictivos
<b>Tarea</b>	T06
<b>Historia de Usuario</b>	HU03

<b>Descripción</b>	Crear Layout con menú dinámico usando la platilla AdminLTE
<b>Tarea</b>	T07
<b>Historia de Usuario</b>	HU04
<b>Descripción</b>	Crear modelo o clase Usuario
<b>Tarea</b>	T08
<b>Historia de Usuario</b>	HU04
<b>Descripción</b>	Crear controlador UsuarioController con los métodos, listar, crear, editar, bloquear y eliminar.
<b>Tarea</b>	T09
<b>Historia de Usuario</b>	HU04
<b>Descripción</b>	Crear LoginController con los métodos de login y logout.
<b>Tarea</b>	T10
<b>Historia de Usuario</b>	HU04
<b>Descripción</b>	Crear vistas: Login, Crear, Editar, Eliminar usuario.
<b>Tarea</b>	T11
<b>Historia de Usuario</b>	HU05
<b>Descripción</b>	Crear modelo o clase Ninio
<b>Tarea</b>	T12
<b>Historia de Usuario</b>	HU05
<b>Descripción</b>	Crear controlador NinioController con los métodos listar, crear, editar y eliminar ninio.
<b>Tarea</b>	T13
<b>Historia de Usuario</b>	HU05
<b>Descripción</b>	Crear vistas: Crear, Editar y Eliminar.

*Nota.* Esta tabla muestra la planeación de las tareas

### 1.2.5. Revisión de los Sprints

En esta parte resumimos las tareas desarrolladas por cada Sprint y detallamos cada tarea si ha sido completada o no.

- **Resumen Sprint 1.**

El desarrollo del Sprint 1 se ha culminado en su totalidad, donde se evidencia que todas las tareas se han completado exitosamente.

Tabla 19

#### *Resumen sprint 1*

<b>Tarea</b>	<b>Historia de Usuario</b>	<b>Estado</b>
<b>T01</b>	HU01	Completado

<b>T02</b>	HU01	Completado
<b>T04</b>	HU02	Completado
<b>T05</b>	HU02	Completado
<b>T07</b>	HU04	Completado
<b>T08</b>	HU04	Completado
<b>T09</b>	HU04	Completado
<b>T10</b>	HU04	Completado

*Nota.* Esta tabla muestra el resumen del sprint 1.

- **Análisis de Sprint 1:** De acuerdo con las estimaciones que se dieron para cada historia de usuario el Sprint 1 tiene como máximo 70 horas para su desarrollo completo, a continuación, se detalla las horas utilizadas y restantes:

Tabla 20

Análisis de sprint 1

<b>Horas Máximas</b>	<b>120</b>
<b>Horas Utilizadas</b>	120
<b>Horas Restantes</b>	0

<b>Historia</b>	<b>Horas Estimadas</b>
<b>HU01</b>	80
<b>HU02</b>	24
<b>HU04</b>	16

*Nota.* Esta tabla muestra el análisis de sprint 1.

- **Resumen Sprint 2:**

El desarrollo del Sprint 2 se ha culminado en su totalidad, donde se evidencia que todas las tareas se han completado exitosamente.

Tabla 21

*Resumen Sprint 2*

<b>Tarea</b>	<b>Historia de Usuario</b>	<b>Estado</b>
<b>T06</b>	HU03	Completado
<b>T11</b>	HU05	Completado
<b>T12</b>	HU05	Completado
<b>T13</b>	HU05	Completado

*Nota.* Esta tabla muestra el resumen del sprint 2.

- **Análisis de Sprint 2:** Para este sprint se estableció un máximo de 48 horas para su culminación, a continuación, se muestra las horas utilizadas y restantes:

Tabla 22

Análisis de Sprint 2

<b>Horas Máximas</b>	48
<b>Horas Utilizadas</b>	48
<b>Horas Restantes</b>	0
<b>Historia</b>	<b>Horas Estimadas</b>
<b>HU03</b>	32
<b>HU05</b>	16

*Nota.* Esta tabla muestra el análisis de sprint 2.

Anexo 7. Carta de autorización de uso de información.

CARTA DE AUTORIZACIÓN DE USO DE INFORMACIÓN DE EMPRESA



Yo Yenifer Milagros Arce Terrones  
 identificado con DNI 40703138 en mi calidad de JEFE del puesto de salud de Agocucho del área de .....  
 de la empresa/institución puesto salud de Agocucho  
 con R.U.C N° ....., ubicada en la ciudad de CAJAMARCA.

**OTORGO LA AUTORIZACIÓN,**

Al señor Jhan JhaSTER Navillo Alejandra  
 identificado con DNI N° 75890194, egresado de la ( ) Carrera profesional o ( ) Programa de Postgrado de Ingeniería sistemas computacionales para que utilice la siguiente información de la empresa:  
sobre las controles de nutrición de los niños menores de 5 años

con la finalidad de que pueda desarrollar su ( ) Trabajo de Investigación, (x) Tesis o ( ) Trabajo de suficiencia profesional para optar al grado de ( ) Bachiller, ( ) Maestro, ( ) Doctor o (x) Título Profesional.

Recuerda que para el trámite deberás adjuntar también, el siguiente requisito según tipo de empresa:

- Vigencia de Poder. (para el caso de empresas privadas).
- ROF / MOF / Resolución de designación, u otro documento que evidencie que el firmante está facultado para autorizar el uso de la información de la organización. (para el caso de empresas públicas)
- Copia del DNI del Representante Legal o Representante del área para validar su firma en el formato.

Indicar si el Representante que autoriza la información de la empresa, solicita mantener el nombre o cualquier distintivo de la empresa en reserva, marcando con una "X" la opción seleccionada.  
 (x) Mantener en Reserva el nombre o cualquier distintivo de la empresa; o  
 ( ) Mencionar el nombre de la empresa.



Firma y Sello del Representante Legal o Representante del área  
 DNI: 40703138

El Egresado/Bachiller declara que los datos emitidos en esta carta y en el Trabajo de Investigación, en la Tesis son auténticos. En caso de comprobarse la falsedad de datos, el Egresado será sometido al inicio del procedimiento disciplinario correspondiente; asimismo, asumirá toda la responsabilidad ante posibles acciones legales que la empresa, otorgante de información, pueda ejecutar.



Firma del Egresado  
 DNI: 75240194

CÓDIGO DE DOCUMENTO	COR-F-REC-VAC-05.04	NÚMERO VERSIÓN	07	PÁGINA	Página 1 de 1
FECHA DE VIGENCIA	21/09/2020				

Figura 16. Documento de autorización por parte del puesto de salud.

**CARTA DE AUTORIZACIÓN DE USO DE INFORMACIÓN DE EMPRESA** 

Yo Yenifer Milagros Arca Terrones.....  
 identificado con DNI 40703139 en mi calidad de J.E.E. del puesto de salud  
de Agocucho del área de .....  
 ..... de la empresa/institución Puesto salud de  
Agocucho con R.U.C N° ..... ubicada en la ciudad de Cajamarca.....

**OTORGO LA AUTORIZACIÓN,**  
 Al señor Erixón Bethi Quispe Chavarrí.....  
 identificado con DNI N° 74993972 egresado de la () Carrera profesional o () Programa de Postgrado de Ingeniería sistemas computacionales para  
 que utilice la siguiente información de la empresa:  
sobre los controles de nutrición de los niños  
menores de 5 años.....  
 con la finalidad de que pueda desarrollar su () Trabajo de Investigación, () Tesis o () Trabajo de suficiencia profesional para optar al grado de () Bachiller, () Maestro, () Doctor o () Título Profesional.

Recuerda que para el trámite deberás adjuntar también, el siguiente requisito según tipo de empresa:

- Vigencia de Poder. (para el caso de empresas privadas).
- ROF / MOF / Resolución de designación, u otro documento que evidencie que el firmante está facultado para autorizar el uso de la información de la organización. (para el caso de empresas públicas)
- Copia del DNI del Representante Legal o Representante del área para validar su firma en el formato.

Indicar si el Representante que autoriza la información de la empresa, solicita mantener el nombre o cualquier distintivo de la empresa en reserva, marcando con una "X" la opción seleccionada.  
 Mantener en Reserva el nombre o cualquier distintivo de la empresa; o  
 Mencionar el nombre de la empresa.

 **DIRECCIÓN REGIONAL DE SALUD CAJAMARCA**  
 Firma y sello del Representante Legal o Representante del área  
 DNI: 40703139

El Egresado/Bachiller declara que los datos emitidos en esta carta y en el Trabajo de Investigación, en la Tesis son auténticos. En caso de comprobarse la falsedad de datos, el Egresado será sometido al inicio del procedimiento disciplinario correspondiente; asimismo, asumirá toda la responsabilidad ante posibles acciones legales que la empresa, otorgante de información, pueda ejecutar.

  
 Firma del Egresado  
 DNI: 74993972

CÓDIGO DE DOCUMENTO	COR-F-REC-VAC-05.04	NÚMERO VERSIÓN	07	PÁGINA	Página 1 de 1
FECHA DE VIGENCIA	21/09/2020				

Figura 17. Documento de autorización por parte del puesto de salud.

Anexo 8. Encuesta en línea.

### Pre-encuesta de la implementación de los análisis predictivos

El presente cuestionario es para recoger información para tener un conocimiento previo antes de la implementación de los análisis predictivos. En tal sentido, mediante este cuestionario queremos conocer la eficiencia de su proceso del control de nutrición de los niños.

Los análisis predictivos es un área que consiste en la extracción de información existente en los datos y su utilización para predecir tendencias y patrones de comportamiento; consiste en que la tecnología aprenda de la experiencia para predecir el futuro comportamiento de individuos para tomar mejores decisiones.

Nombres y apellidos

Tu respuesta \_\_\_\_\_

Cargo en el puesto:

Tu respuesta \_\_\_\_\_

Género:

Hombre

Mujer

1. Crees que los indicadores de la estructural corporal de un niño como talla, peso, edad son los suficientes para realizar un control nutricional.

Muy seguro

Seguro

Neutral

Poco seguro

Inseguro

Figura 18. Ficha de encuesta en línea

Anexo 9. *Iso-9216*

**Medir el nivel de completitud con la ISO-9216**

- Métricas de calidad según la norma ISO-9126

Tabla 23

*Métricas de calidad según la norma ISO-9126*

Indicador de calidad	Métrica	Descripción	Descripción del dato "A"	Descripción del dato "B"
Funcionalidad	Completitud de la implementación de	Mide el nivel de completitud de la implementación	A= número de casos de prueba diseñados que no se pudieron ejecutar o probar	B= número de funciones descritas en la especificación o de requisitos (Número de casos de prueba)

*Nota.* Permite medir el nivel de completitud. Esta tabla asida adaptada de la tesis de "Arias, V. (2018) *Sistema experto para el diagnóstico de enfermedades respiratorias crónicas en el distrito la Esperanza-provincia de Trujillo*(Tesis grado).Universidad Privada del Norte.Perú. Recuperado de <http://hdl.handle.net/11537/14972>".

- Escala y nivel de valoración

Tabla 24

*Escala y nivel de valoración para la completitud*

<b>Escala</b>	0%-50%	51%-90%	91%-100%
<b>Nivel</b>	Malo	Neutral	Bueno

*Nota.* Permitirá ver si está completo la implementación del modelo predictivo

- Cálculo de métrica de la completitud

Tabla 25

*Cálculo de métrica de la completitud*

Métrica	Medición "A"	Medición "B"	Formula 1-A/B	Nivel
Completitud de la implementación	0	10	1.0	Bueno

*Nota.* Permite ver el nivel de completitud de la implementación del modelo predictivo.

**Pruebas del modelo predictivo**

Para dicho modelo predictivo se realizaron 10 pruebas, de las cuales se muestra a continuación con su probabilidad que tan certero es.

Tabla 26

*Pruebas en el modelo predictivo*

Edad	Talla	Peso	Sexo	Resultado	Probabilidad
4.3	107	19.3	H	Normal	0.99
0.2	60.7	5.6	H	Normal	0.97
5	100	17.8	F	Crónico	0.2
1.4	83	9.7	H	Normal	0.92
0.4	56	4.2	H	Crónico	0.23
3	94	12.5	H	Normal	0.99
2.9	88	12.3	H	Normal	0.99

<b>4.9</b>	103	16.5	H	Normal	0.92
<b>2.6</b>	85.9	12.2	F	Normal	0.99
<b>3</b>	87.5	12	H	Normal	0.98

---

*Nota.* Esta tabla muestra los datos que sirvieron para realizar las pruebas correspondientes, así mismo dicho modelo genera un variable el cual clasifica y también muestra su probabilidad.

Anexo 10. *Ficha de Observación*



**Ficha de observación**

**Nombre del puesto de salud:** Puesto Agocucho - Cajamarca

**I) Datos personales**

**Nombre y apellidos:**

**Cargo del puesto:**

**Carrera profesional:**

**II) Objetivo:** Determinar la validez del modelo predictivo implementado para realizar los controles de nutrición.

**1. Totalmente de acuerdo**

**2. De acuerdo**

**3. Ni de acuerdo ni en desacuerdo**

**4. En desacuerdo**

**5. Totalmente en desacuerdo**

Marca con una (x) en las casillas enumeradas.

Enunciado	1	2	3	4	5
Muestra los datos correctos de la predicción del control de nutrición.					
De acuerdo a nivel de precisión mostrados en los resultados considero que debe estar de un 90% hacia adelante para una predicción exacta.					
Considero que el modelo predictivo es eficiente en las predicciones de los controles de nutrición.					
Es efectivo en el diagnóstico del control de la nutrición del niño					
Me sentí seguro con los resultados obtenidos del modelo predictivo.					
Me gustaría utilizar este modelo predictivo.					

Acuerdo	Observación

*Figura 19.* Ficha de observación para la validación de un experto en temas de nutrición de niños del puesto de salud de Agocucho.

### Anexo 11. Selección de técnica de algoritmo de predicción

#### Proceso de selección de la técnica de algoritmo de predicción

El modelo de clasificación del aprendizaje supervisado permite la clasificación automática de datos asignando a clases de grupos deseados a clasificar en la predicción, sin embargo, dependerá de la calidad de datos la estructura de como este compuesta, así mismo depende del ajuste del modelo de entrenamiento y prueba que se quiere. Existen diversos algoritmos de clasificación:

- Máquina de soporte vectorial (SVM)

Es una técnica basada en el aprendizaje para la resolución de problemas con clasificación, que permite separar de una clase de otra maximizando la distancia entre los puntos de diferentes clases y una función separadora (Figuro, Galindo, y Perdomo, 2020).

- Redes neuronales artificiales (ANN)

Es un modelo computacional que tiene el objetivo de emular el comportamiento de cerebro al procesar un conjunto de datos, consiste en red de unidades interconectadas donde cada una de estas recibe valores de entradas y las procesa para producir un valor único de salida. Estas unidades reciben el nombre de nodos o neuronas los que son capaces de almacenar conocimiento y multiplicar la señal de la red (Dupouy, 2014).

- Árboles de decisiones

Es una técnica de clasificación que consiste en la división jerárquica y secuencial del problema, en las que los nodos del árbol describen gráficamente la decisión posible y los resultados de las diferentes combinaciones eventos (Dupouy, 2014)..

- K-vecinos más cercanos (KNN)

Es una técnica que se utiliza para clasificar datos, dicho método clasifica un objeto en una clase distinta cuando hay dos a más grupos de objetos de clases conocidas. Esta técnica asume que cuanto más cerca estén los objetos, es más probable que pertenezcan a la misma categoría o sean similares con respecto a la variable del estudio (Figueiredo, Morais, Souza, y Vidueira, 2015).

Tabla 27

*Ventajas y desventajas de las técnicas de algoritmos de clasificación*

Algoritmos	Ventajas	Desventajas
K-Vecinos más Cercanos	<ul style="list-style-type: none"> <li>- <b>No paramétrico:</b> No hace suposiciones explícitas sobre la forma funcional de los datos.</li> <li>- <b>Algoritmo simple:</b> Para explicar, comprender e interpretar.</li> <li>- <b>Alta precisión (relativa):</b> Es bastante alta pero no se compara con modelos de aprendizaje supervisados.</li> <li>- <b>Insensible a los valores atípicos.</b></li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- <b>Basado en instancia:</b> El algoritmo no aprende de un modelo, si no memoriza las instancias.</li> <li>- <b>Computacionalmente costoso:</b> Porque el algoritmo almacena todos los datos de entrenamiento.</li> <li>- <b>Requisito de memoria alta:</b> Almacena todos los datos de entrenamiento.</li> </ul>
Redes Neuronales	<ul style="list-style-type: none"> <li>- El proceso de la información es local</li> <li>- Los pesos son ajustados basándose en la experiencia.</li> <li>- Las neuronas son tolerantes a fallos</li> <li>- Reconocen patrones que no han sido aprendidos.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Complejidad de aprendizaje para grandes tareas</li> <li>- Tiempo de aprendizaje elevado</li> <li>- No permite interpretar lo que se ha aprendido.</li> <li>- Necesita una elevada</li> </ul>

			cantidad de datos para el entrenamiento.
Árboles de decisión	-	Son simples de entender - Se puede visualizar el árbol siempre y cuando no sea tan grande - No requiere de preparación exigente de los datos - Se puede trabajar con datos cuantitativos y cualitativos - Utiliza un modelo de caja blanca	- Pueden tener sobre entrenamiento. - Son inestables, hasta el mínimo cambio en los datos de entrada puede generar un árbol diferente. - No se garantiza que un árbol sea óptimo.
Máquina de soporte vectorial	-	Utilizan menos memoria - Cuneta con margen de separación adecuado	- No son adecuadas para una gran cantidad de datos - Funciona mal con clases superpuestas

---

*Nota.* Esta tabla muestra las ventajas y desventajas de las técnicas de algoritmos de clasificación, logrando seleccionar por el tipo de árboles de decisiones el cual permitió realizar la predicción de investigación.

Anexo 12. *Ficha de Observación Especialista*

**N** UNIVERSIDAD PRIVADA DEL NORTE

Ficha de observación

Nombre del puesto de salud: Puesto Agocucho - Cajamarca

I) Datos personales  
 Nombre y apellidos: *Jackeline Judeth Quispe Rojas*  
 Cargo del puesto: *Lic. Epidemiología (Esp. Atención Niño)*  
 Carrera profesional: *Enfermería*

II) Objetivo: Determinar la validez del modelo predictivo implementado para realizar los controles de nutrición.

1. Totalmente de acuerdo
2. De acuerdo
3. Ni de acuerdo ni en desacuerdo
4. En desacuerdo
5. Totalmente desacuerdo

Marca con una (x) en las casillas enumeradas.

Enunciado	1	2	3	4	5
Muestra los datos correctos de la predicción del control de nutrición.	X				
De acuerdo a nivel de precisión mostrados en los resultados considero que debe estar de un 90% hacia adelante para una predicción exacta.		X			
Considero que el modelo predictivo es eficiente en las predicciones de los controles de nutrición.	X				
Es efectivo en el diagnóstico del control de la nutrición del niño.	X				
Me sentí seguro con los resultados obtenidos del modelo predictivo.	X				
Me gustaría utilizar este modelo predictivo.	X				

Acuerdo	Observación
<i>- Estoy de acuerdo en el modelo predictivo elaborado</i>	


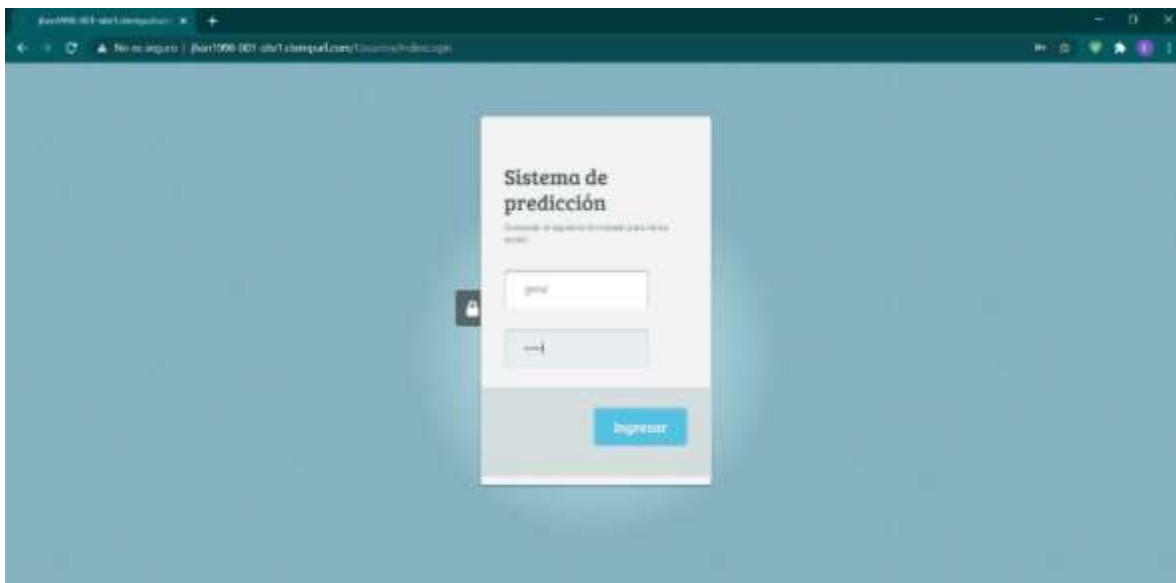
  
 Lic. Epidemiología  
 C.E.P. 4049

Figura 20. Esta ficha se validó con el experto en temas de nutrición de niños del puesto de salud de Agocucho.

*Anexo 13. Sistema Web de los controles de nutrición*



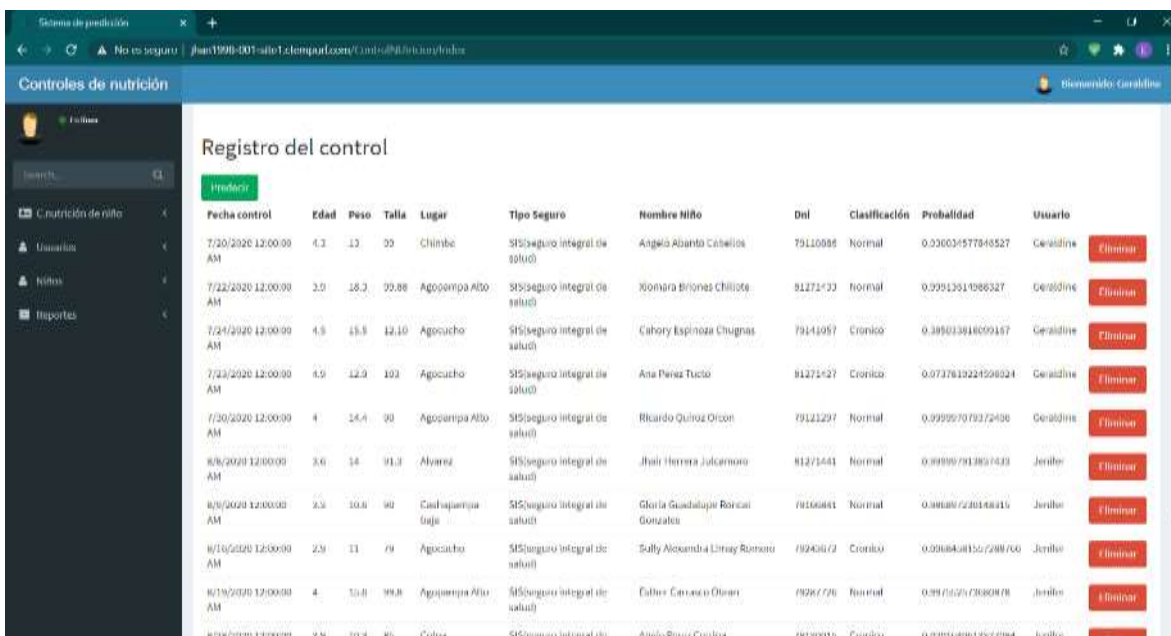
*Figura 21.* Está figura es la vista de inicio del sistema web con una información extra



*Figura 22.* Nota. En está vista el usuario ingresará nombre de usuario y contraseña.



Figura 23. En esta vista el usuario tendrá diferentes opciones a realizar como control de nutrición, módulo de usuarios, módulos de niños y reportes.



Fecha control	Edad	Peso	Talla	Lugar	Tipo Seguro	Nombre Niño	Dni	Clasificación	Probabilidad	Usuario
7/20/2020 12:00:00 AM	4.3	13	95	Chimbe	SIS Seguro Integral de Salud	Angela Abando Cabellos	79110088	Normal	0.030031577848527	Gerardine <a href="#">Eliminar</a>
7/22/2020 12:00:00 AM	3.9	18.3	99.88	Agopampa Alto	SIS Seguro Integral de Salud	Xiomara Briones Chilote	81271733	Normal	0.03913514986327	Gerardine <a href="#">Eliminar</a>
7/24/2020 12:00:00 AM	4.8	15.8	12.10	Agocucho	SIS Seguro Integral de Salud	Cahory Espinoza Chugnas	79141957	Cronico	0.089013918059167	Gerardine <a href="#">Eliminar</a>
7/23/2020 12:00:00 AM	4.9	12.9	103	Agocucho	SIS Seguro Integral de Salud	Ana Pineda Tucto	81271527	Cronico	0.0737819221598024	Gerardine <a href="#">Eliminar</a>
7/30/2020 12:00:00 AM	4	14.4	90	Agopampa Alto	SIS Seguro Integral de Salud	Ricardo Quiroz Ordon	79121297	Normal	0.039957070272408	Gerardine <a href="#">Eliminar</a>
8/8/2020 12:00:00 AM	3.6	14	91.3	Alyand	SIS Seguro Integral de Salud	Jhail Herrera Julcamayo	81271441	Normal	0.089897913897433	Jeribte <a href="#">Eliminar</a>
8/9/2020 12:00:00 AM	2.3	10.8	90	Cashapampa Gaja	SIS Seguro Integral de Salud	Gloria Guadalupe Rorcal Gonzalez	79160841	Normal	0.088897230148415	Jeribte <a href="#">Eliminar</a>
8/16/2020 12:00:00 AM	2.9	11	79	Agocucho	SIS Seguro Integral de Salud	Sally Alexandra Limay Romero	79240672	Cronico	0.02848481527298700	Jeribte <a href="#">Eliminar</a>
8/18/2020 12:00:00 AM	4	13.0	99.8	Agopampa Alto	SIS Seguro Integral de Salud	Edler Carrasco Olivera	79287726	Normal	0.087102570380878	Jeribte <a href="#">Eliminar</a>
8/29/2020 12:00:00 AM	3.8	10.4	86	Colpa	SIS Seguro Integral de Salud	Angelo Pineda Castillo	79180015	Cronico	0.0291480613677984	Jeribte <a href="#">Eliminar</a>

Figura 24. En esta vista el usuario podrá visualizar los resultados de la predicción como es de clasificación y la probabilidad.

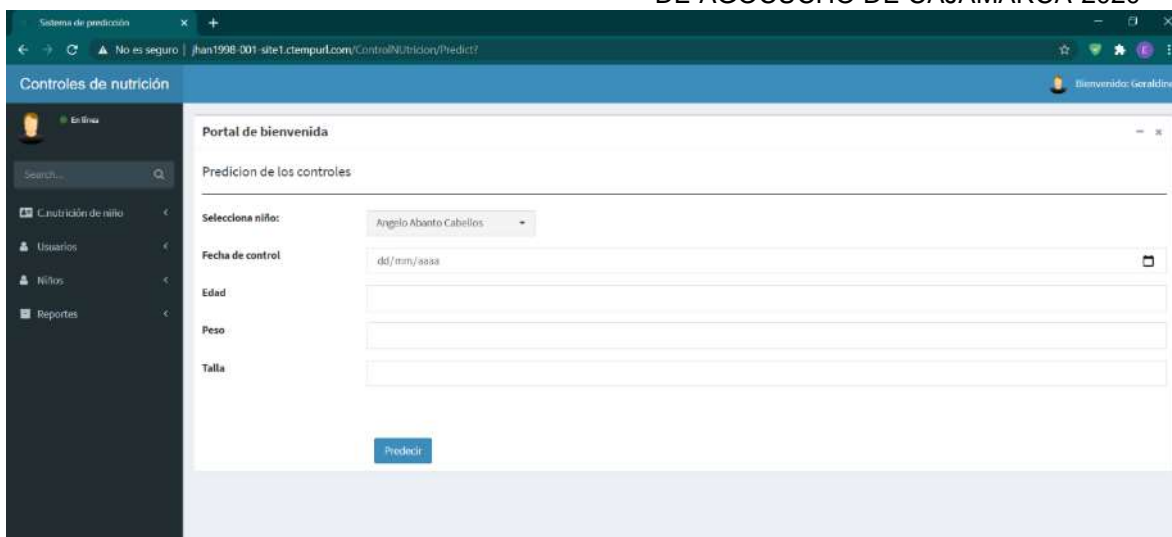
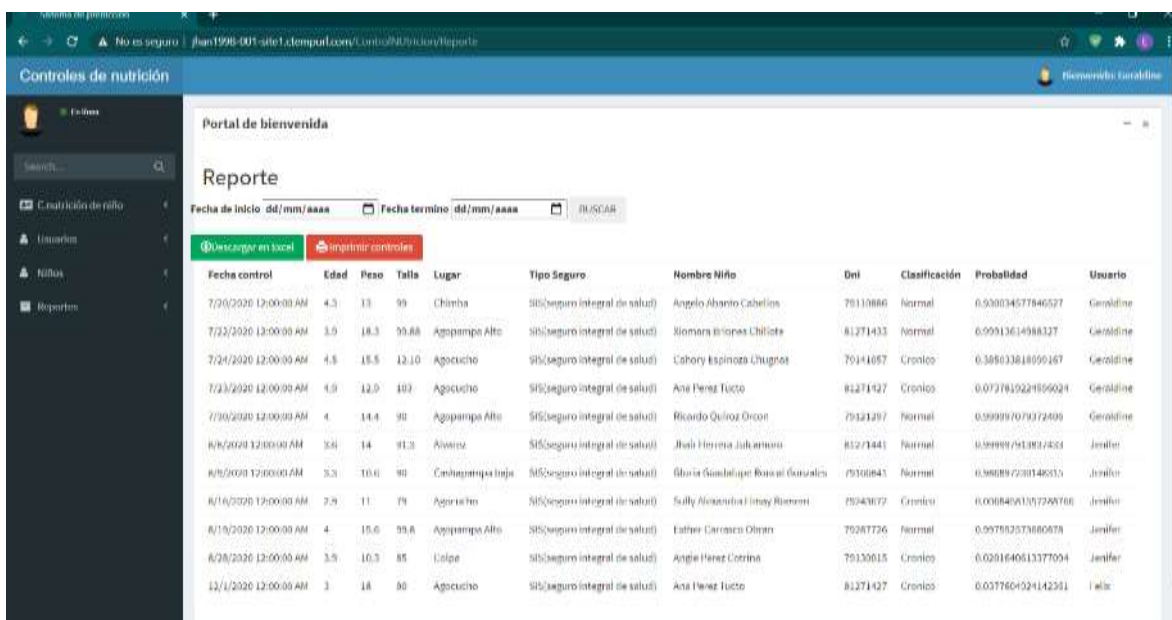


Figura 25. En esta vista el usuario ingresará datos como fecha de control, edad, peso, talla y también escoger a que niño quiere hacerle la predicción.



Fecha control	Edad	Peso	Talla	Lugar	Tipo Seguro	Nombre Niño	Dni	Clasificación	Probabilidad	Usuario
7/20/2020 12:00:00 AM	4.3	13	99	Chimba	SIS(seguro integral de salud)	Angelo Abanto Cabellos	79110886	Normal	0.930034577846527	Geroldine
7/22/2020 12:00:00 AM	3.9	18.3	99.88	Agospampa Alto	SIS(seguro integral de salud)	Xiomara Bistapas Chilibote	81271433	Normal	0.99913614988327	Geroldine
7/24/2020 12:00:00 AM	4.8	18.5	12.10	Agocucho	SIS(seguro integral de salud)	Cahory Espinoza Chugnot	79141657	Cronico	0.385033818099167	Geroldine
7/23/2020 12:00:00 AM	4.9	12.0	103	Agocucho	SIS(seguro integral de salud)	Ana Perez Lucio	81271427	Cronico	0.07378192219596024	Geroldine
7/20/2020 12:00:00 AM	4	14.4	90	Agospampa Alto	SIS(seguro integral de salud)	Ricardo Quiroz Orcon	79121297	Normal	0.99999707172409	Geroldine
8/6/2020 12:00:00 AM	3.4	14	91.3	Alvarez	SIS(seguro integral de salud)	Jhoni Herrera Julcamayo	81271441	Normal	0.999997918937483	Jennifer
8/6/2020 12:00:00 AM	3.3	10.6	90	Cashapampa baja	SIS(seguro integral de salud)	Glaura Guadalupe Rosal Gonzalez	79106843	Normal	0.980897230146035	Jennifer
8/16/2020 12:00:00 AM	2.9	11	79	Agosapampa	SIS(seguro integral de salud)	Sully Alvarado(Imay Rosami)	79248072	Cronico	0.00084061107200706	Jennifer
8/19/2020 12:00:00 AM	4	15.6	99.8	Agospampa Alto	SIS(seguro integral de salud)	Eduar Carasco Oltan	79287726	Normal	0.997825738666678	Jennifer
8/28/2020 12:00:00 AM	3.9	16.3	85	Uchpa	SIS(seguro integral de salud)	Angie Perez Cozrina	79130015	Cronico	0.0201640613377004	Jennifer
12/1/2020 12:00:00 AM	3	18	80	Agocucho	SIS(seguro integral de salud)	Ana Perez Lucio	81271427	Cronico	0.037760452142291	Jalle

Figura 26. En esta vista el usuario podrá generar reportes de acuerdo a las fechas que desea, así mismo tiene la opción de descargar e imprimir reportes.

Anexo 14. *Cronograma de Actividades*

ACTIVIDADES	Meses	AGOSTO				SEPTIEMBRE				OCTUBRE				NOVIEMBRE				DICIEMBRE			
	Semanas	1	2	3	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	
<b>1. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN</b>																					
1.1. Realidad Problemática																					
1.2. Formulación del Problema																					
<b>2. OBJETIVOS</b>																					
2.1. Objetivo General																					
2.2. Objetivos Específicos																					
<b>3. METODOLOGÍA</b>																					
3.1. Tipo de Investigación																					
3.2. Población y Muestra																					
3.3. Matriz de Operacionalización de Variables																					
3.4. Técnicas e Instrumentos de recolección de datos																					
3.5. Procedimiento																					
<b>4. ANÁLISIS PREDICTIVO Y SISTEMA WEB</b>																					
4.1. Modelo de Casos de Uso																					
4.2. Modelo de Dominio																					
4.3. Modelo de Diseño																					
4.4. Diseño y Modelado de Base de Datos																					
4.5. Selección de Entorno de Desarrollo																					
4.6. Desarrollo de Modelo Predictivo																					
4.7. Desarrollo del Modelo Lógico del Sistema																					
<b>5. IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA ANÁLISIS PREDICTIVO</b>																					
5.1. Despliegue del Sistema																					
<b>6. ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS</b>																					
6.1. Resultados																					
6.2. Discusiones																					
6.3. Conclusiones																					
<b>7. CIERRE DEL PROYECTO</b>																					
7.1. Cierre																					
7.2. Presentación Final																					

**ACTA DE AUTORIZACIÓN PARA PRESENTACIÓN DEL PROYECTO DE  
INVESTIGACIÓN**

El asesor *Haga clic o pulse aquí para escribir texto*, docente de la Universidad Privada del Norte, Facultad de Elija un elemento., Carrera profesional de Elija un elemento., ha realizado el seguimiento del proceso de formulación y desarrollo del proyecto de investigación del(os) estudiante(s):

- *Haga clic o pulse aquí para escribir texto.*

Por cuanto, **CONSIDERA** que el proyecto de investigación titulado: *Haga clic o pulse aquí para escribir texto*. para aspirar al título profesional por la Universidad Privada del Norte, reúne las condiciones adecuadas, por lo cual, **AUTORIZA** al(los) interesado(s) para su presentación.

---

Ing. /Lic./Mg./Dr. Nombre y Apellidos

Asesor