



**UNIVERSIDAD NACIONAL DE CHIMBORAZO
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARRERA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES**

**Título “Implementación de Técnicas de Machine Learning para la
predicción del impacto de humedad y temperatura sobre el peso
corporal de los cuyes”**

**Trabajo de Titulación para optar al título de Ingeniero Electrónico
y de Telecomunicaciones**

Autor:

Ugenio Yépez, Franklin Rubén

Tutor:

Ing. Carlos Ramiro Peñafiel Ojeda. Ph.D.

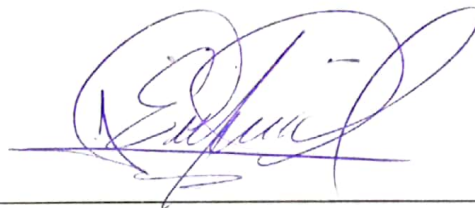
Riobamba, Ecuador. 2023

DERECHOS DE AUTORÍA

Yo, Franklin Rubén Ugenio Yépez, con cédula de ciudadanía 0605118660, autor del trabajo de investigación titulado: "Implementación de técnicas de Machine Learning para la predicción del impacto de humedad y temperatura sobre el peso corporal de los cuyes", certifico que la producción, ideas, opiniones, criterios, contenidos y conclusiones expuestas son de mí exclusiva responsabilidad.

Asimismo, cedo a la Universidad Nacional de Chimborazo, en forma no exclusiva, los derechos para su uso, comunicación pública, distribución, divulgación y/o reproducción total o parcial, por medio físico o digital; en esta cesión se entiende que el cesionario no podrá obtener beneficios económicos. La posible reclamación de terceros respecto de los derechos de autor (a) de la obra referida, será de mi entera responsabilidad; librando a la Universidad Nacional de Chimborazo de posibles obligaciones.

En Riobamba, 1 de noviembre de 2023.



Franklin Rubén Ugenio Yépez
C.I: 0605118660

DICTAMEN FAVORABLE DEL TUTOR Y MIEMBROS DE TRIBUNAL

Quienes suscribimos, catedráticos designados Tutor y Miembros del Tribunal de Grado para la evaluación del trabajo de investigación “Implementación de técnicas de Machine Learning para la predicción del impacto de humedad y temperatura sobre el peso corporal de los cuyes”, presentado por Franklin Rubén Ugenio Yépez, con cédula de identidad número 0605118660, certificamos que recomendamos la APROBACIÓN de este con fines de titulación. Previamente se ha asesorado sustentación por parte de su autor; no teniendo más nada que observar.

De conformidad a la normativa aplicable firmamos, durante el desarrollo, revisado y evaluado el trabajo de investigación escrito y escuchada la

en Riobamba 1 de noviembre de 2023.

Ing. Daniel Antonio Santillán Haro, Ph.D.
PRESIDENTE DEL TRIBUNAL DE GRADO



Ing. Edgar Giovanni Cuzco Silva, Msc.
MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO



Dr. Marlon Basantes Valverde, Ph.D.
MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO



Ing. Carlos Ramiro Peñafiel Ojeda, Ph.D.
TUTOR



CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL


Quienes suscribimos, catedráticos designados Miembros del Tribunal de Grado para la evaluación del trabajo de investigación “Implementación de técnicas de Machine Learning para la predicción del impacto de humedad y temperatura sobre el peso corporal de los cuyes”, presentado por Franklin Rubén Ugenio Yépez, con cédula de identidad número 0605118660, bajo la tutoría de Ph.D. Carlos Ramiro Peñafiel Ojeda; certificamos que recomendamos la APROBACIÓN de este con fines de titulación. Previamente se ha evaluado el trabajo de investigación y escuchada la sustentación por parte de su autor; no teniendo más nada que observar.


De conformidad a la normativa aplicable firmamos, en Riobamba 1 de noviembre de 2023.

Presidente del Tribunal de Grado
Ing. Daniel Antonio Santillán Haro, Ph.D.



Miembro del Tribunal de Grado
Ing. Edgar Giovanni Cuzco Silva, Mgs.





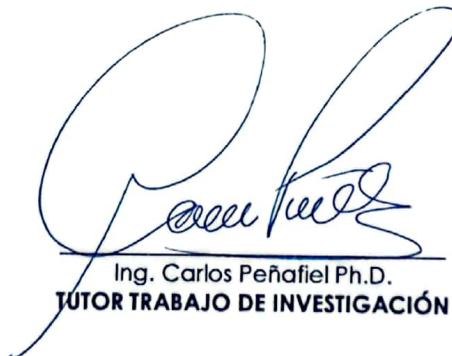
Miembro del Tribunal de Grado
Dr. Marlon Basantes Valverde, Ph.D.



CERTIFICACIÓN

Que, **FRANKLIN RUBEN UGENIO YÉPEZ** con CC: **0605118660**, estudiante de la Carrera **ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES, NO VIGENTE**, Facultad de **INGENIERÍA**; ha trabajado bajo mi tutoría el trabajo de investigación titulado "**IMPLEMENTACIÓN DE TÉCNICAS DE MACHINE LEARNING PARA LA PREDICCIÓN DEL IMPACTO DE HUMEDAD Y TEMPERATURA SOBRE EL PESO CORPORAL DE LOS CUYES**", cumple con el 1%, de acuerdo al reporte del sistema Anti plagio **URKUND**, porcentaje aceptado de acuerdo a la reglamentación institucional, por consiguiente autorizo continuar con el proceso.

Riobamba, 26 de octubre de 2023



Ing. Carlos Peñafiel Ph.D.
TUTOR TRABAJO DE INVESTIGACIÓN

DEDICATORIA

Este trabajo está dedicado a quienes han sido la luz en mi camino, la inspiración en mis días más desafiantes y la razón por la cual perseguí este logro.

A mi familia, cuyo amor incondicional y apoyo constante han sido mi mayor fortaleza. A Marcelo Eugenio, Elena Yépez, Norma Eugenio y Beatriz Eugenio, gracias por estar siempre a mi lado.

A mis amigos, cuyas risas compartidas y palabras de ánimo han aliviado las tensiones de esta travesía académica. A Daniel Gusqui, Andrés Valdiviezo, Nelson Tacuri, Mariela Mendoza y Hugo Flores, su amistad ha sido un regalo invaluable.

A todos los profesores que, con su sabiduría y dedicación, han guiado mi aprendizaje. A cada uno de ustedes, les agradezco por compartir su conocimiento y contribuir al desarrollo de mi trayectoria académica.

Este logro no es solo mío, sino de todos aquellos que han compartido este viaje conmigo. Gracias por ser mi fuente de inspiración y motivación.

Con gratitud,

Franklin Ugenio

AGRADECIMIENTO

Quisiera expresar mi profundo agradecimiento a todas las personas que han contribuido de manera significativa a la realización de este trabajo de investigación y la culminación de mi tesis.

En primer lugar, agradezco a la Universidad Nacional de Chimborazo, por proporcionar un entorno propicio para el aprendizaje y la investigación. Agradezco a los profesionales y al personal de apoyo que han hecho posible mi experiencia académica

A mi director de tesis, Ing. Carlos Peñafiel, le agradezco sinceramente por su orientación experta, apoyo constante y valiosas sugerencias que han sido fundamentales para dar forma a esta investigación.

Mi gratitud se extiende al Ing. Geovanny Cuzco y Dr. Marlon Basantes, quienes generosamente compartieron su conocimiento y brindaron valiosos comentarios durante las discusiones y revisiones.

No puedo dejar de reconocer el apoyo incondicional de mi familia y amigos. A Marcelo Eugenio, Elena Yépez, y Norma Eugenio, les agradezco por su paciencia, aliento y amor, que han sido mi fuente de inspiración.

En resumen, este logro no habría sido posible sin el respaldo de estas personas excepcionales. Cada uno de ustedes ha dejado una huella imborrable en este viaje académico y estoy profundamente agradecido por su contribución.

¡Gracias a todos!

Franklin Ugenio

ÍNDICE GENERAL:

DERECHOS DE AUTORÍA

DICTAMEN FAVORABLE DEL TUTOR Y MIEMBROS DEL TRIBUNAL

CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL

CERTIFICADO ANTI-PLAGIO

DEDICATORIA

AGRADECIMIENTO

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE TABLAS

ÍNDICE DE FIGURAS

RESUMEN

ABSTRACT

CAPÍTULO I.....	15
1. INTRODUCCION.....	15
1.1 Antecedentes.....	15
1.2 Planteamiento del problema.....	16
1.3 Justificación.....	17
1.4 Objetivos.....	18
1.4.1 General.....	18
1.4.2 Específicos.....	18
CAPÍTULO II.....	19
2. MARCO TEÓRICO.....	19
2.1 Machine Learning.....	19
2.1.2 Aprendizaje no supervisado.....	22
2.1.3 Proceso a seguir para la construcción de un modelo de Machine Learning.....	22
2.2 Cavia porcellus.....	23
2.2.1 Destete de cuyes.....	23
2.2.2 Sistema de alimentación de los cuyes.....	24
CAPÍTULO III.....	30
3. METODOLOGIA.....	30
3.1 Tipo de Investigación.....	30
3.2 Diseño de Investigación.....	30
3.3 Técnicas de recolección de Datos.....	30

3.4	Población de estudio y tamaño de muestra.....	30
3.4.1	Población de estudio.....	30
3.4.2	Tamaño de la muestra.....	30
3.5	Hipótesis de ser el caso.....	31
3.6	Operacionalización de variables.....	32
3.7	Métodos de análisis, y procesamiento de datos.....	32
3.7.1	Métodos de análisis.....	32
3.7.2	Procesamiento de los datos.....	33
CAPÍTULO VI.....		37
4.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	37
4.1	Recolección de datos.....	37
4.1.1	Análisis de graficas.....	38
4.2	Análisis exploratorio de datos (EDA).....	42
4.3	División de datos.....	46
4.4	Predicción de peso (g) de los cuyes.....	49
4.5	Implementación de una plataforma de crianza de cuyes que incorpora un algoritmo de predicción de peso desde la semana uno hasta la semana veinte.....	51
CAPÍTULO V.....		55
5.	CONCLUSIONES y RECOMENDACIONES.....	55
5.1	Conclusiones.....	585
5.2	Recomendaciones.....	585
6.	BIBLIOGRAFÍA.....	56
7.	ANEXOS.....	58
7.1	Diseño y construcción de las jaulas.....	58
7.2	Implementación del sistema de control.....	59
7.3	Adquisición y análisis de datos.....	59
7.4	Entrenamiento e implementación de modelo de Machine Learning.....	62
7.5	Implementación de la plataforma para predecir el peso de los cuyes.....	63

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Diversas especies de cuyes.....	23
Tabla 2: Parámetros productivos del cuy [18].....	24
Tabla 3: Cantidad de alimentación por edades (Fase fisiológica).....	25
Tabla 4: Requerimientos nutricionales en diferentes etapas de los cuyes.....	25
Tabla 5: Variables de estudio. Muestra	31
Tabla 6: Operacionalización de variables.	32
Tabla 7: Resultados de la experimentación en los cuyes para cada jaula.	37
Tabla 8: Resultados test de normalidad para las cuatro jaulas.	37
Tabla 9: Resultados de la prueba ANOVA.	38
Tabla 10: Resultados de la experimentación en los cuyes - entrenamiento del modelo. ...	46
Tabla 11: Resultados de la experimentación en los cuyes - Prueba del modelo.	46
Tabla 12: Resultado de las métricas de evaluación para la jaula 2.	49
Tabla 13: Resultados de la aplicación web vs la experimentación (comparación y analisis de peso).....	54

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Proceso de Investigación.....	17
Figura 2: Métodos y Técnicas de machine learning [10-12].....	19
Figura 3: Representación gráfica de la ecuación de regresión logística [13].....	20
Figura 4: Representación gráfica de regresión lineal múltiple con dos regresores x_1 y x_2 [14].	21
Figura 5: Proceso de construcción de Machine Learning [16].....	22
Figura 6: a) Placa de desarrollo de Arduino y, b) Entorno Integrado de Desarrollo de Arduino, c) Sensor de temperatura y humedad DHT11, d) Módulo reloj de tiempo real (RTC) – DS323, e) Módulo microSD para Arduino [21].	26
Figura 7: a) Calefactor eléctrico de aire, b) Humidificador de aire, c) Celdas termoeléctrica Peltier y d) Módulo Enfriador y condensador de aire[23-25].	27
Figura 8: Diagrama de funcionamiento.....	33
Figura 9: Escenarios de prueba.	34
Figura 10: Dimensiones de las jaulas.	34
Figura 11: Implementación de las jaulas.	35
Figura 12: a) Recolección de Temperatura y humedad, b) Recolección de Peso.	35
Figura 13: Aprendizaje supervisado técnica de Machine Learning [12].	36
Figura 14: Modelo de plataforma web para predicción.	36
Figura 15: Gráficas de las condiciones experimentales.	38
Figura 16: Resultados en peso (g) por jaulas.	39
Figura 17: Resultado en temperatura ($^{\circ}\text{C}$) por jaulas.	40
Figura 18: Resultado en humedad (%) por jaulas.	40
Figura 19: Relación de variables de jaula 1, a) Temperatura – peso, b) humedad – peso .	41
Figura 20: Relación de variables de jaula 2, a) Temperatura – peso, b) humedad - peso..	42
Figura 21: Dispersión de datos de peso vs humedad, a) Jaula 1, b) Jaula 2.....	42
Figura 22: Dispersión de datos, a) Jaula 1: la temperatura – Peso b) Jaula 1: humedad - peso, c) Jaula 3: temperatura – peso, d) Jaula 2: humedad - Peso.	43
Figura 23: Matriz de correlación temperatura ($^{\circ}\text{C}$), humedad (%) y peso(g), a) Jaula 1, b)Jaula 2.....	44
Figura 24: Distribución normal, a) Jaula 1 temperatura – densidad, b) Jaula 1 humedad vs humedad, c) Jaula 2 temperatura – densidad, b) Jaula 2 humedad vs humedad.	45
Figura 25: a) Datos de Entrenamiento para la jaula1, b) Datos de prueba para la jaula 1.	47
Figura 26: a) Datos de entrenamiento para la jaula 2, b) Datos de prueba para la jaula 2.	48
Figura 27: Predicciones de peso jaula 1.	50
Figura 28: Predicciones de peso jaula 2.	50
Figura 29: Las variables a considerar para la prueba 1 son: Peso Inicial(g), Semanas a predecir, Temperatura y Humedad Relativa de la jaula.	51
Figura 30: Las variables a considerar para la prueba 2 son: Peso Inicial(g), Semanas a predecir.	52

Figura 31: Las variables a considerar para la prueba 2 son: Peso Inicial(g), Semanas a predecir y Temperatura de la jaula.	52
Figura 32: Las variables a considerar para la prueba 4 son: Peso Inicial(g), Semanas a predecir y Humedad Relativa de la jaula.	53
Figura 33: Diseño 3D de las jaulas, realizado en SketchUp	58
Figura 34: Construcción de las jaulas con madera.	58
Figura 35: Implementación y prueba del sistema de control.	59
Figura 36: a) Jaula con control de temperatura y humedad, b) Jaula 4 con control de humedad y con temperatura ambiente.....	59
Figura 37: a) Recolección de datos de peso, b) Recolección de radio torácico.....	60
Figura 38:a) Datos recolectados del peso de la Jaula 1, b) Comportamiento gráfico de los datos.....	60
Figura 39: a) Datos de largo y radio torácico del cuye 1, b) Representación gráfica de los datos del cuye 1	61
Figura 40: a) Datos de largo y Radio Torácico del cuye 2, b) Representación gráfica del cuye 2 de la jaula 1.	61
Figura 41: Algoritmo de entrenamiento en Python para el modelo de Machine Learning.	62
Figura 42: Modelo de regresión no lineal (función logística) del modelo.	62
Figura 43: Predicción del modelo utilizando Machine Learning.	63
Figura 44: a) Plataforma web de predicción de peso ejecutada en móvil, b) Plataforma ejecutada en PC.	63

RESUMEN

El presente estudio tuvo como objetivo implementar técnicas de Machine Learning para predecir el impacto de la temperatura y la humedad relativa sobre el peso corporal de cuyes (*Cavia porcellus*). La investigación se llevó a cabo mediante un diseño experimental, utilizando 4 jaulas con 2 cuyes cada una jaula, en total 8 cuyes. En 3 jaulas se implementó un sistema automatizado de control de temperatura y/o humedad, mientras que la jaula 1 fue sin control.

Durante 15 semanas se monitorearon la temperatura, humedad y peso de los cuyes. Los datos fueron analizados con ANOVA, correlación y regresión no lineal. Se entrenó un modelo de regresión logística para predecir el peso.

Los resultados mostraron que los cuyes en la jaula 2 controlada en temperatura y humedad tuvieron el mayor incremento de peso (1406g). El análisis estadístico indicó que no hubo diferencias significativas entre grupos, aunque la jaula 2 tuvo mejores resultados. La correlación entre variables ambientales y peso no fue fuerte.

El modelo de regresión logística obtuvo un excelente ajuste y capacidad predictiva del peso en todas las jaulas, con R^2 de 0.99 y bajo error cuadrático medio. Este modelo se implementó en una plataforma web para predecir el peso futuro de los cuyes.

En conclusión, el control ambiental de temperatura y humedad tuvo un efecto positivo en el aumento de peso de los cuyes. El modelo de regresión logística fue efectivo para predecir el peso corporal a partir de las variables de temperatura, humedad y tiempo. La investigación aporta conocimiento sobre el impacto de estas variables ambientales en cuyes.

Se recomienda complementar el estudio controlando más variables como alimentación y realizar mejoras en el diseño y la infraestructura de las jaulas. El modelo predictivo podría aplicarse para optimizar las prácticas de cría y engorde de cuyes.

Palabras claves: Cuyes, Peso corporal, Temperatura, Humedad, Machine Learning, Regresión logística, Modelo predictivo, Condiciones ambientales.

ABSTRACT

This study aimed to implement Machine Learning techniques to predict the impact of temperature and relative humidity on the body weight of guinea pigs (*Cavia porcellus*). The research was conducted through an experimental design, utilizing four cages with two guinea pigs each, totaling eight guinea pigs. In 3 cages, an automated temperature and humidity control system was implemented, while cage 1 remained without control.

Over 15 weeks, temperature, humidity, and the weight of the guinea pigs were monitored. Data were analyzed using ANOVA, correlation, and non-linear regression. A logistic regression model was trained to predict weight.

Results showed that guinea pigs in cage 2, controlled for temperature and humidity, exhibited the highest weight gain (1406g). Statistical analysis indicated no significant differences between groups, although cage 2 yielded better results. The correlation between environmental variables and weight was not strong.

The logistic regression model achieved excellent fit and predictive capacity for weight in all cages, with an R^2 of 0.99 and a low mean squared error. This model was implemented on a web platform to predict future guinea pig weights.

In conclusion, environmental control of temperature and humidity positively affected guinea pig weight gain. The logistic regression model effectively predicted body weight based on temperature, humidity, and time variables. The research contributes knowledge about the impact of these environmental variables on guinea pigs.

Keywords: Guinea pigs, Body weight, Temperature, Humidity, Machine Learning, Logistic regression, Predictive model, Environmental conditions.



Mgs. Sofia Freire Carrillo

ENGLISH PROFESSOR

C.C. 0604257881

CAPÍTULO I

1. INTRODUCCION.

1.1 Antecedentes

El cuy (*Cavia porcellus*) es un animal mamífero nativo de las regiones andinas de Bolivia, Perú, Ecuador y Colombia. Fue domesticado por los aborígenes hace aproximadamente 3000 años y establecido como fuente de alimentación, así como también utilizado en la medicina. En la actualidad, el cuy se cría en las zonas rurales en mayor cantidad y en menor cantidad en las zonas suburbanas [1].

En el Ecuador, las provincias de Azuay, Tungurahua, Chimborazo y Cotopaxi son los principales productores de esta especie. Los lugares más utilizados para la crianza son los Galpones y las jaulas. Gracias al sistema de producción, mensualmente en las tres provincias se comercializan un aproximado de 36,000 cuyes, ya sea en pie o faenados. Además, los principales mercados de venta son las provincias de Azuay, Pichincha e Imbabura. En los últimos años, se ha extendido el comercio de esta especie a los Estados Unidos [2]. Cabe destacar que en la provincia de Chimborazo, en cada uno de sus cantones, se producen cuyes, incluso en aquellos lugares de la provincia que se encuentran en la zona baja subtropical (<600 m.s.n.m.) [3].

La carne de cuy destaca por sus excelentes propiedades nutricionales, ya que contiene un 20.3% de proteínas y un 7.8% de grasa. Esta carne posee un alto valor nutritivo y juega un papel fundamental en la alimentación humana, contribuyendo significativamente a la seguridad alimentaria. Además, se emplea en la producción de diversos productos agroindustriales. Asimismo, aquellos que consumen esta carne tienen menos probabilidad de padecer enfermedades [4].

En los cantones de Riobamba, Colta y Guamote, la cría de cuyes es una actividad importante, pero se enfrentan a diversos desafíos en su comercialización. Los principales problemas son la producción limitada a pequeña escala, la falta de capacidad para negociar de manera efectiva y los bajos precios debido a la ausencia de control de calidad [3].

La adaptación de los cuyes se basa en su capacidad para tolerar los factores climáticos que se encuentran dentro de su rango óptimo. Para controlar estos factores, se enfoca en el diseño y construcción adecuados de los galpones y jaulas. Estos animales pueden sobrellevar un estrecho margen de temperatura y humedad óptimas en su entorno; la temperatura ideal oscila entre los 18°C y los 24°C, mientras que la humedad óptima se sitúa entre el 50% y el 65%. Asimismo, los cuyes pueden vivir a altitudes que van desde el nivel del mar hasta los 4500 metros [5]. Si las condiciones ambientales exceden sus niveles óptimos, la ganancia de peso de los cuyes disminuye considerablemente, ya que el ambiente se encuentra por encima de su zona termoneutral [6].

1.2 Planteamiento del problema

El propósito de este estudio es investigar cómo la temperatura y la humedad relativa del ambiente influyen en el peso corporal de los cuyes (*Cavia porcellus*). Dado que los cuyes pueden tolerar un estrecho margen óptimo de temperatura y humedad del ambiente que rodea entre los 18°C y 24°C de temperatura, y del 50% al 65% de humedad relativa, además de poder habitar en altitudes que van desde 0 msnm hasta los 4500 msnm [5].

El cuy puede tolerar al frío que, al calor, si las condiciones ambientales exceden sus niveles óptimos de temperatura, la ganancia en peso de los cuyes disminuye considerablemente, ya que el ambiente se encuentra por encima de su zona termoneutral. También son sensibles a los cambios de humedad relativa. Si la humedad relativa es demasiado alta, los cuyes pueden sufrir enfermedades respiratorias. Si la humedad relativa es demasiado baja, los cuyes pueden sufrir deshidratación. [6].

Entre las diferentes causas que pueden estar originando este problema, se han detectado las siguientes: en primer lugar, la infraestructura inadecuada; en segundo lugar, la falta de un sistema de control fisiológico y ambiental; en tercer lugar, la falta de control sanitario de los animales; y por último, las malas prácticas de cuidado y producción. Sin embargo, la causa seleccionada para la investigación se centra en la falta de un sistema de control de las variables fisiológicas y ambientales, ya que, en lugares cerrados sin la suficiente ventilación y entrada de luz solar, los cuyes pueden sufrir sofocación por calor [7].

Hay una serie de causas que pueden contribuir a los problemas de salud afectando al desarrollo de los cuyes.

Entre las diversas causas que pueden estar generando este problema, se han detectado las siguientes: infraestructura inadecuada, falta de un sistema de control fisiológico y ambiental, falta de control sanitario de los animales y malas prácticas de cuidado y producción. No obstante, la causa seleccionada para la investigación se centra en la carencia de un sistema de control de las variables fisiológicas y ambientales, ya que, en espacios cerrados sin la suficiente ventilación y entrada de luz solar, los cuyes pueden experimentar sofocación por el calor [7].

Algunos efectos que pueden derivarse de estos problemas son las siguientes: Entre ellos, se destacan la pérdida de peso en los cuyes, el retraso en su desarrollo, la aparición de enfermedades orgánicas, infecciosas y parasitarias, así como la muerte de los cuyes. En el presente estudio, se enfocará específicamente en la pérdida de peso de los cuyes debido a la falta de control fisiológico y ambiental [6].

Para lograr el objetivo del proyecto, en primer lugar, se construirán las jaulas adecuadas para experimentar con los cuyes. A continuación, automatizaremos dichas jaulas. En el siguiente paso, se recopilarán los datos necesarios para entrenar el algoritmo. Como paso final, se

comprobará la eficiencia del algoritmo de Machine Learning. A continuación, se ilustrará el proceso mediante un diagrama.

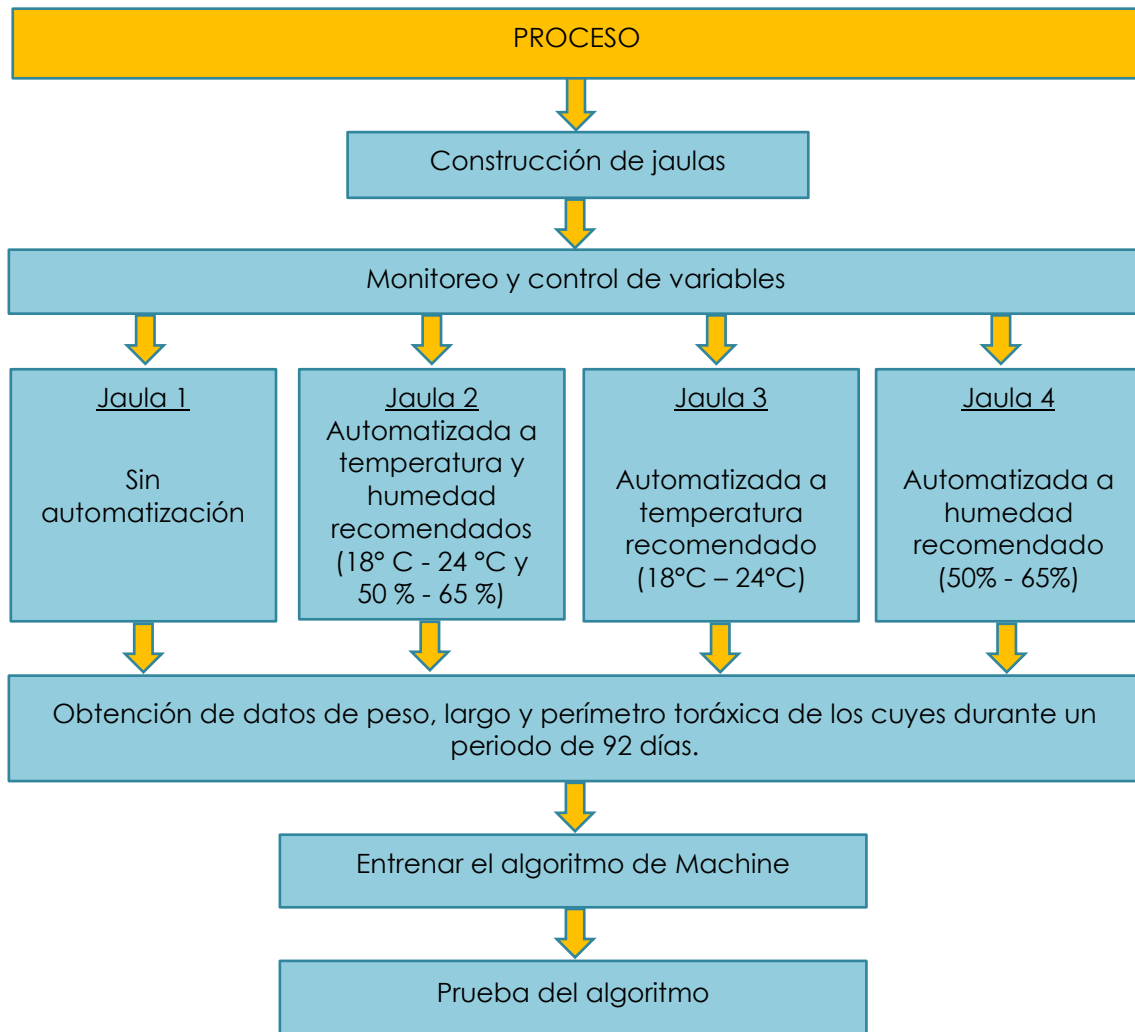


Figura 1: Proceso de Investigación.

1.3 Justificación

La producción de cuyes es de gran importancia para la actividad económica de la población rural de Chimborazo. Además, se vuelve relevante debido a la necesidad de diversificar las fuentes de alimentación, especialmente en las zonas rurales de esta provincia[8]. Los cantones con altos índices de desnutrición son Guano con un 62%, Colta con un 52%, Alausí con un 57%, Guamote con un 55% y Riobamba con un 51% [9]."

Comprender cómo la temperatura y humedad pueden influir en el peso de los cuyes es de suma importancia para su manejo y crianza. Mejorar las prácticas de crianza y establecer pautas para mantener condiciones ambientales óptimas favorecerá el crecimiento saludable de estos animales, lo que a su vez ayudará a los productores a incrementar su producción, aumentar sus ingresos y garantizar su alimentación mediante la carne del cuy.

Además, la presente investigación pretende generar conocimiento al problema mediante la implementación de técnicas de Machine Learning para la predicción del impacto de humedad y temperatura sobre el peso corporal de los cuyes. Los resultados de este estudio podrían tener implicaciones para futuras investigaciones científicas y brindar conocimiento sobre el problema en cuestión.

1.4 Objetivos

1.4.1 General.

Implementar las técnicas de Machine Learning para la predicción del impacto de temperatura y humedad relativo sobre el peso corporal de los cuyes.

1.4.2 Específicos.

- Implementar un sistema de control para la temperatura y humedad del ambiente en las jaulas.
- Adquirir datos sobre el peso de los cuyes sometidos a la experimentación para utilizar en el modelo de Machine Learning.
- Utilizar los datos obtenidos de la experimentación para entrenar el algoritmo de Machine Learning.
- Implementar una plataforma de crianza de cuyes que contenga el algoritmo de predicción de peso.

CAPÍTULO II.

2. MARCO TEÓRICO.

2.1 Machine Learning

El origen del machine learning moderno se remonta a la década de 1950, cuando surgieron los primeros algoritmos de aprendizaje automático. Uno de los pioneros fue Frank Rosenblatt, quien en 1957 desarrolló el Perceptrón, inspirado en el funcionamiento de las redes neuronales biológicas. El Perceptrón fue uno de los primeros algoritmos para el reconocimiento de patrones basado en señales analógicas y discretas. En esa misma década, diversos grupos trabajaban en el diseño de sistemas de reconocimiento de patrones, sentando las bases para la explosión del machine learning en los años 60 [10].

La década de 1990 presenció el surgimiento de las máquinas de vectores de soporte (SVM) propuestas por Cortes y Vapnik. Las SVM tuvieron un gran impacto y sentaron las bases para la nueva oleada del aprendizaje automático en los años 2000, impulsada por la disponibilidad de grandes conjuntos de datos, avances en computación paralela y algoritmos de deep learning. Para la segunda década de los 2000, el machine learning se había consolidado como un campo central en la informática y la inteligencia artificial [10].

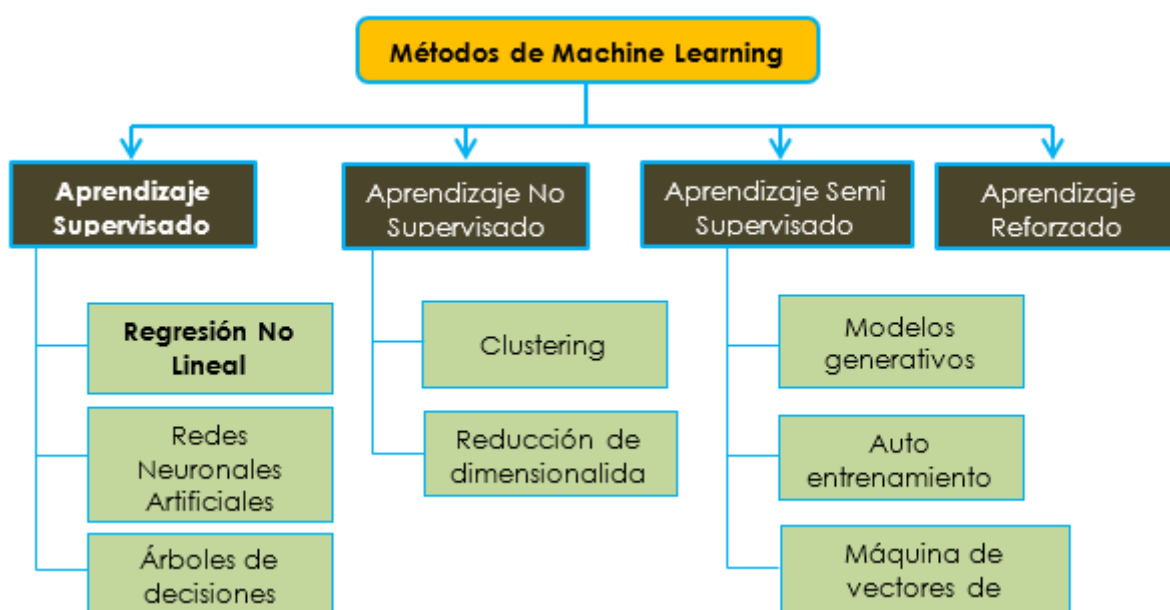


Figura 2: Métodos y Técnicas de machine learning [10-12].

El aprendizaje automático o machine learning comprende algoritmos y modelos que le permiten a las computadoras aprender de los datos sin requerir programación explícita. En lugar de reglas codificadas manualmente, el machine learning ajusta modelos matemáticos a partir de datos de entrenamiento para realizar tareas como clasificación, regresión y clustering (agrupación) [11].

El machine learning proporciona aprendizaje automatizado también conocido como la inteligencia artificial que permite a los dispositivos inteligentes aprender grandes cantidades

de datos, y reconocer patrones y relaciones sin necesidad de programación especial[12]. Existen dos enfoques principales: el aprendizaje supervisado y no supervisado que se muestra en la figura 2.

2.1.1. Aprendizaje supervisado

En el aprendizaje supervisado, los algoritmos son entrenados con datos etiquetados, es decir, cada ejemplo tiene una entrada y una salida deseada conocida. Mediante estas entradas y salidas, el modelo aprende las relaciones para hacer predicciones sobre nuevos datos similares. Algunas técnicas de aprendizaje supervisado incluyen la regresión lineal, redes neuronales artificiales y máquinas de soporte vectorial [13].

Existen diversos tipos de técnicas de aprendizaje automático. Para nuestro propósito de predecir el peso de los cuyes en base a variables como temperatura y humedad, son adecuados los métodos de aprendizaje supervisado [11]. En el aprendizaje automatizado, los modelos son alteraciones de la información debidamente identificados, como registros de las variables ambientales junto con el peso medido de los cuyes.

Entre los algoritmos supervisados más populares se encuentran la regresión lineal, las máquinas de soporte vectorial, las redes neuronales artificiales y los árboles de decisión [13]. Estudios anteriores citados en el artículo que sugiere que las técnicas como redes neuronales recurrentes y convolucionales tienen un alto desempeño en tareas de predicción de series de tiempo numérico.

2.1.1.1.1 Regresión

Cuando se trabaja en una regresión dentro del campo de Machine Learning, el dato de salida es numérico, lo que implica el objetivo de aprender una función específica. Sin embargo, esta función es desconocida inicialmente. No obstante, mediante el uso de un conjunto de datos de entrenamiento, es posible calcular o descubrir dicha función [13].

2.1.1.1.2 Tipos principales de regresión lineal

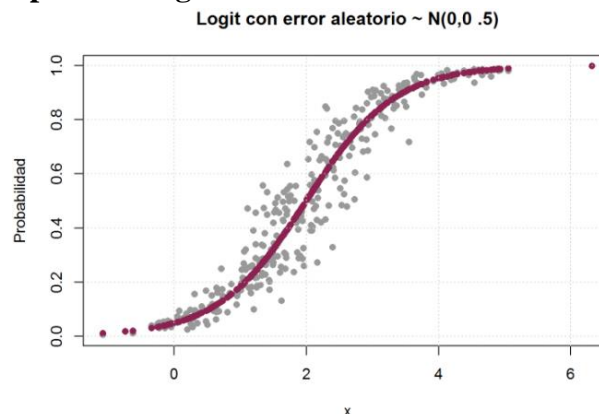


Figura 3: Representación gráfica de la ecuación de regresión logística [13].

Coefficientes del modelo: En este caso, se utilizan múltiples variables independientes para predecir la variable dependiente. La regresión logística implica la creación de una función lineal utilizando las variables independientes, con el propósito de categorizar a individuos en uno de dos grupos basados en los dos posibles valores de la variable de respuesta.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \epsilon \quad \text{Ecuación 1}$$

Donde:

y es la variable dependiente.

X_1, X_2, \dots, X_k son las variables independientes.

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ son los coeficientes a partir de los datos.

ϵ Error.

La regresión lineal se basa en supuestos importantes, como la linealidad de la relación entre las variables, la normalidad de los errores y la independencia de estos. Cuando estos supuestos se cumplen, la regresión lineal puede proporcionar estimaciones precisas y fiables de los coeficientes y hacer predicciones confiables [15].

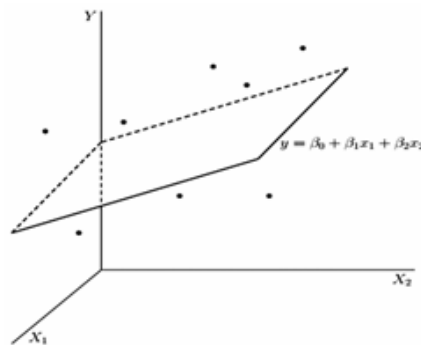


Figura 4: Representación gráfica de regresión lineal múltiple con dos regresores x_1 y x_2 [14].

El modelo logístico puede expresarse de manera equivalente en diversas formas que permiten calcular directamente las probabilidades en un proceso binomial para varios valores de las variables del modelo (X). Esto se conoce como la función logística, que se ilustra en la Figura 13. La función logística calcula la probabilidad de que un individuo pertenezca a una subpoblación específica, como por ejemplo, la categoría de 'aprobado' en el ejemplo anterior. Si esta probabilidad es igual o mayor a 0.5, el individuo será clasificado en la segunda categoría (en este caso, 'aprobado'). De lo contrario, será clasificado en la primera categoría (en este caso, 'suspendido') [14].

$$p = \frac{1}{1 + e^{-Y}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \epsilon)}} \quad \text{Ecuación 2}$$

Y es la función lineal del modelo de regresión logística.

e es la base de logaritmo neperiano (2.718)

2.1.2 Aprendizaje no supervisado

Por otro lado, en el aprendizaje no supervisado que podemos observar en la figura 2, los algoritmos deben encontrar por sí mismos la estructura oculta en datos no etiquetados. El modelo busca agrupar los datos según similitudes y diferencias. Algunas técnicas son el clustering o agrupamiento y la reducción de dimensionalidad [12].

2.1.3 Proceso a seguir para la construcción de un modelo de Machine Learning

Para la creación del modelo de Machine Learning es necesario usar un algoritmo de aprendizaje o una biblioteca de Machine Learning, también es un proceso que por lo general se utiliza seis pasos que podemos observar a continuación en la Figura 5.



Figura 5: Proceso de construcción de Machine Learning [16].

1. Recolección de datos: Se puede recolectar de fuentes como una página web, utilizando un base de datos o un API.
2. Preprocesamiento de datos: Después de adquirir los datos, es necesario asegurar todos los datos que tengan el formato adecuado para ingresar en el algoritmo de aprendizaje.
3. Exploración de datos: Se debe detectar a primera vista valores atípicos o encontrar las características que tienen más influencias para realizar una predicción.
4. Entrenar el algoritmo: El algoritmo es alimentado con los datos filtrado anteriormente, para posteriormente extraer información útil y posteriormente predecir.
5. Evaluar el algoritmo: Se realiza la evaluación de la precisión del algoritmo en sus predicciones y, si no lanza resultados satisfactorios se da regresar a la etapa anterior.
6. Se lleva a cabo una evaluación de la precisión del algoritmo en sus predicciones y, en caso de que no se encuentre satisfecho con su rendimiento, se debe retroceder a la etapa anterior y seguir entrenando el algoritmo, realizando modificaciones en algunos parámetros, hasta alcanzar un nivel de rendimiento aceptable.

2.2 Cavia porcellus

El cuy, *cavia porcellus*, es la especie originario de los Andes. El objetivo de la crianza de los cuyes es aprovecha su carne. Es conocido con diferentes nombres como cobayo, conejillo de indias, curi y en países de habla inglesa los conocen como Guinea Pig [4].

En la Tabla 1, les presentamos la diversidad de las especies de cuy, clasificadas de la siguiente manera:

Tabla 1: Diversas especies de cuyes[4].

Categoría	Descripción
Orden	Rodentia
Suborden	Hystricomorpha
Familia	Caviidae
Género	Cavia
Especie	Cavia aperea aperea Erxleben Cavia aperea aperea Lichtenstein Cavia cutleri King Cavia porcellus Linnaeus Cavia cobaya

2.2.1 Destete de cuyes

El destete en los cuyes se refiere a la separación de las crías de la madre, cuando ya han dejado de depender de la leche materna y son capaces de comer alimentos sólidos por su cuenta. Este es un paso importante en el manejo de los cuyes hacia su crecimiento y engorde [17]. el destete se realiza entre los 9 y 21 días, con un promedio de 15 días de edad en la mayoría de los casos. Además, se han evaluado diferentes edades de destete en los cuyes y su efecto sobre el crecimiento y la supervivencia de las crías. Por otro lado, es importante destacar que el manejo adecuado, la alimentación y el cuidado en general son esenciales para el bienestar de los cuyes durante el destete y en su ciclo productivo [18].

Se puede observar en la tabla 2 el parámetro de los cuyes de acuerdo con la edad en peso, días y porcentaje del rendimiento durante su ciclo productivo.

Tabla 2: Parámetros productivos del cuy [18].

Peso vivo al nacimiento	164 g
Peso vivo al destete	354g
Peso vivo a las 8 semanas: machos	772g
Peso vivo a las 13 semanas: machos	1008g
Peso vivo a las 13 semanas: machos	70 días
Edad al empadre: machos	100 días
Rendimiento de carcasa	76%

2.2.2 Sistema de alimentación de los cuyes

La alimentación de los cuyes varía dependiendo de los criadores y la región en que se encuentren, pero en general los cuyes se alimentan de forrajes, alfalfa, como hojas de caña de maíz, quinoa, penca de tunas, totoras, y otros alimentos voluminosos. La dieta también puede incluir alimentos balanceados y concentrados, así como frutas y verduras, en forma de pellets, granos y otros alimentos recomendados para los cuyes. Es importante asegurarse de que los cuyes tengan una dieta equilibrada y apropiada para su edad y etapa de crecimiento [18].

Los tipos de alimentación de los cuyes están descritos en la tabla 3.

Forraje. El cuy tiene su por predilección alimenticia las hiervas verdosas, como el trébol alfalfa, avena o secas como los residuos de maíz o calcha.

Balanceado. Es un alimento elaborado a base de polímeros como cebada trigo maíz, etc. utilizado para asegurar una alimentación adecuada, controlada y una producción de calidad de los cuyes [19].

Un cuy con un peso que oscile entre 500 y 800 gramos puede consumir forraje verde en una cantidad equivalente a un máximo del 30% de su peso vivo. Las necesidades nutricionales de este animal pueden ser cubiertas con ingestas diarias de forraje que varían entre 150 y 240 gramos[20].

Tabla 3: Cantidad de alimentación por edades (Fase fisiológica) [19].

FASE	DIAS	No DIAS	CANTIDAD DE CONCENTRADO (g/día/cuy)	TOTAL, CONSUMO FACE	CANTIDAD ALFALFA/ CUY	CANTIDAD HOJA MAIZ/CUY
1	0-15	15	5	75	53	17
2	16-21	6	10	60	93	31
3	22-42	21	15	315	157	53
4	43-56	14	20	280	79	236
5	57-70	14	25	350	96	288
6	71-90	20	30	600	105	315
7	91-105	15	35	525	100	350
GESTACION DE LACTANCIA		53	30	1590	225	225
		15	35	525	225	225

2.2.2.1 Necesidades nutritivas

En cuanto a su alimentación, los cuyes tienen necesidades nutricionales específicas en cuanto a proteínas, energía, fibra, minerales, vitaminas y agua, las cuales varían de acuerdo a su etapa de crecimiento, estado fisiológico y ambiente. Por ejemplo, los cuyes en gestación requieren un 18% de proteínas en su dieta, mientras que en lactancia esta necesidad aumenta a un 22% [21]. A continuación, les presentamos la tabla 4 con todos sus requerimientos nutricionales:

Tabla 4: Requerimientos nutricionales en diferentes etapas de los cuyes [20].

Nutrientes	Unidad	Etapa		
		Gestión [gramos]	Lactancia [gramos]	Crecimiento [gramos]
Proteínas	%	18	18 – 22	13 – 17
Energía digerible	Kcal/kg	2800	3000	2800
Fibra	%	9 – 17	8 – 17	10
Calcio	%	1,4	1,4	0,8 – 1,0
Fosforo	%	0,8	0,8	0,4 – 0,7
Magnesio	%	0,1 – 0,3	0,1 – 0,3	0,1 – 0,3
Potasio	%	0,5 – 1,4	0,5 – 1,4	0,5 – 1,4
Vitamina C	mg	200	200	200

2.3 Dispositivos para la implementación del sistema de control de temperatura y humedad

2.3.1 Dispositivos de control

Son elementos o sistemas que supervisan, gestionan y regulan el funcionamiento de un proceso o sistema automatizado. Estos dispositivos desempeñan un papel fundamental en asegurar que las operaciones automatizadas se lleven a cabo de manera eficiente y de acuerdo con los parámetros deseados. A continuación, presentamos los dispositivos que se utilizó para llevar a cabo la investigación.

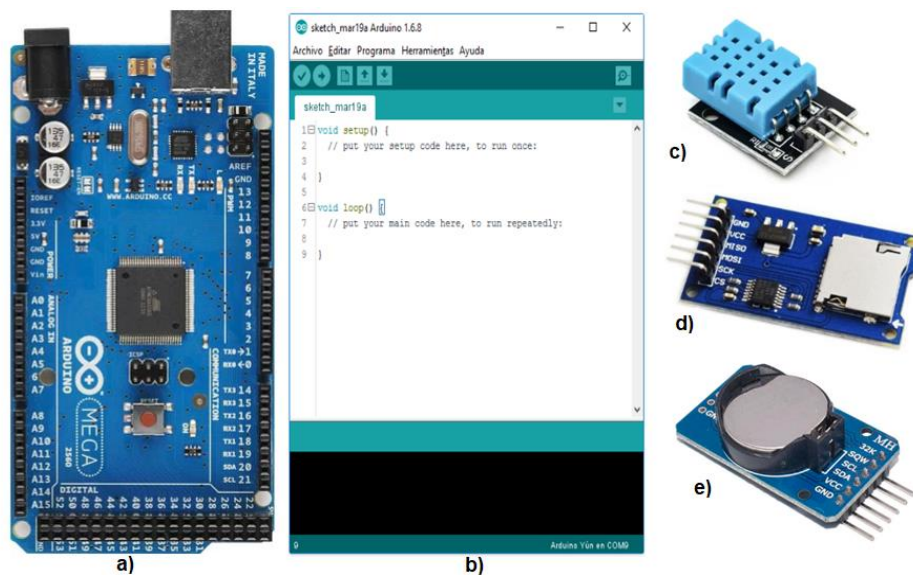


Figura 6: a) Placa de desarrollo de Arduino y, b) Entorno Integrado de Desarrollo de Arduino, c) Sensor de temperatura y humedad DHT11, d) Módulo reloj de tiempo real (RTC) – DS3231, e) Módulo microSD para Arduino [21].

Arduino: Es una placa de desarrollo que utiliza un microcontrolador Atmel, como se ilustra en la figura 5 a). Es fundamental destacar que los microcontroladores son dispositivos integrados en los cuales es factible cargar instrucciones, las cuales deben redactarse en un lenguaje de programación específico y empleando un entorno de desarrollo compatible.

En la figura 5 b), se presenta el Entorno Integrado de Desarrollo (IDE) de Arduino, que posibilita la creación, depuración, edición y carga eficiente de códigos en la placa de desarrollo [22].

Sensor DHT11: Es un sensor de temperatura y humedad relativa que se ve en la figura 5 c) este sensor tiene una precisión moderada que utiliza un termistor NTC y un sensor de humedad para evaluar las condiciones del entorno. El rango de medición de humedad abarca del 20% al 90% RH, con un error aproximadamente $\pm 5\%$ y resolución de medición del 1% RH. En cuanto a la temperatura, el rango de medición se sitúa entre 0°C y 50°C , con un error de $\pm 2^{\circ}\text{C}$ y una resolución del 1°C [23].

Módulo RTC DS3231: El componente se fundamenta en el RTC DS3231 de MAXIM y la EEPROM AT24C32 de ATMEL. Estos dos chips comparten la misma interfaz de comunicación mediante el Protocolo I2C. Proporciona información detallada, incluyendo segundos, minutos, horas, número del día, día de la semana, mes y año. Además, presenta la opción de configurar el formato de hora en 12 o 24 horas[23], podemos observar en la figura 5 e).

Módulo microSD: Un módulo micro SD para Arduino que se observa en la figura 5 d) es un dispositivo que permite leer y escribir archivos en una tarjeta micro SD, que es un tipo de memoria extraíble que se usa para almacenar datos. El módulo tiene una interfaz SPI, que es un protocolo de comunicación entre el Arduino y la tarjeta. Con este módulo, puedes guardar los datos de los sensores o los procesos que realizas con el Arduino, y luego acceder a ellos desde otro dispositivo o desde el mismo Arduino.

2.3.2 Dispositivos de potencia

componentes o sistemas que proporcionan o gestionan la energía eléctrica o mecánica necesaria para el funcionamiento de un sistema automatizado. A continuación, presentamos los dispositivos de potencia que se utilizó para llevar a cabo la investigación.



Figura 7: a) Calefactor eléctrico de aire, b) Humidificador de aire, c) Celdas termoeléctrica Peltier y d) Módulo Enfriador y condensador de aire[23-25].

Calefactor eléctrico: Un calentador o estufa es un dispositivo que suministra un flujo constante de aire caliente a un espacio o recipiente mediante un radiador que genera calor y un ventilador que calienta rápidamente el aire y lo distribuye eficientemente en la zona circundante. El calefactor lo podemos observar en figura 6 a) que se alimenta a 110V y tiene una potencia de consumo de 400W[24].

Humidificador de aire: Este aparato fusiona técnicas de enfriamiento adiabático y humidificación, aprovechando el calor sensible del aire para llevar a cabo la evaporación del agua. Este método eficiente consume menos energía y reduce al mínimo la pérdida de presión. Su aplicación es particularmente idónea en entornos como centros de datos y otros

lugares donde es esencial gestionar tanto la temperatura como la humedad con precisión, así como también en la salud favoreciendo a las vías respiratorias[25].

Celdas termoeléctricas Peltier: Es un componente termoeléctrico que transforma la energía eléctrica en una diferencia de temperatura entre sus dos caras. Este dispositivo incorpora una disposición de elementos semiconductores, de tipo P y tipo N, conectados eléctricamente en serie y térmicamente en paralelo. Este sistema actúa como una unidad de refrigeración que puede generar frío o calor, dependiendo de la dirección de la corriente eléctrica que fluye a través de él. El dispositivo podemos observar en la figura 6 a)[26].

Enfriador y condensador de aire: Este dispositivo tiene la función de enfriar el aire y condensar las partículas de agua presentes en él. Está compuesto por dos celdas Peltier y dos disipadores de aluminio: uno para disipar calor y el otro para extraer la humedad del aire y condensarla. Además, incorpora dos ventiladores, uno para el disipador de calor y otro para extraer la humedad. La construcción y configuración de este dispositivo se pueden apreciar en la figura 6 d) [26].

CAPÍTULO III.

3. METODOLOGIA.

3.1 Tipo de Investigación.

El estudio realizado es de tipo cuantitativo que permite recopilar datos y analizar los resultados, utilizando técnicas de Machine Learning con el fin de predecir la influencia de humedad y temperatura en el peso corporal de los cuyes. Esto nos permita comprender el impacto existente durante su desarrollo.

3.2 Diseño de Investigación

El diseño de investigación es técnico experimental que se llevó a cabo utilizando el algoritmo de Machine Learning para predecir el peso corporal de los cuyes en base a la humedad y temperatura. Esto permite analizar la influencia que estas variables tienen en el desarrollo y el peso adquirido de los cuyes a través de una balanza digital.

3.3 Técnicas de recolección de Datos.

En este trabajo se construirá cuatro jaulas con características similares, con una misma dimensiones y materiales, en tres de las jaulas implementaron un sistema de control de temperatura y/o humedad que fue controlada mediante el dispositivo embebidos Arduino y en la primera jaula no fue implementado el sistema embebido de control.

Las mediciones con respecto al peso (kg) de los cuyes lo realizaremos manualmente utilizando una balanza digital, este proceso se realizó para los cuyes de las cuatro jaulas. Además, se recolectó la información de humedad y temperatura de todas las jaulas que se encuentran la fase de investigación.

3.4 Población de estudio y tamaño de muestra.

3.4.1 Población de estudio

La población de estudio de los cuyes se llevó a cabo en jaulas controladas y monitoreadas, con las mismas medidas y dimensiones en la comunidad San José de Bayubug cantón Riobamba, provincia de Chimborazo.

3.4.2 Tamaño de la muestra.

Para recolectar la muestra, se emplearán sensores de humedad y temperatura que recopilarán los datos diarios mencionados. Para medir el peso de los cuyes en gramos (g), se utilizará una balanza digital una vez cada 6 días a lo largo de los 92 días.

3.4.2.1. cálculo de la muestra.

Para obtener el tamaño de las muestras en esta investigación se aplicó la formula, (muestra población finita), que permite determinar el número de la muestra de estudio de una población de cuyes [18].

$$n = \frac{Z^2 * N * p * q}{E^2 * (N - 1) + Z^2 * p * q}$$

Donde:

n : Tamaño de muestra

N : Tamaño de población = 400

Z : Unidad de desviación estándar a un nivel de confianza de 95% =1.96

p : Satisfacción positiva = 0.5

q : Satisfacción negativa = 1- p = 0.5

E : Error máximo permitido = 10%

Reemplazando los valores en la ecuación 6 obtenemos:

$$n = \frac{1.65^2 * 400 * 0.5 * 0.5}{0.1^2 * (400 - 1) + 1.65^2 * 0.5 * 0.5}$$

$$n = 58.29$$

El tamaño de la muestra, por simplicidad de cálculo, será $n = 60$.

Tabla 5: Variables de estudio. Muestra

Variable	Cantidad Cuyes	Números de Jaulas	Pesajes por mes	Meses	Tamaño de muestra
Peso (kg)	2	4	5	3	60 datos

3.5 Hipótesis de ser el caso.

La obtención de datos recopilados durante la medición de humedad, temperatura y peso en las jaulas tiene un nivel de significancia de $\alpha = 0.05$.

3.5.1. Hipótesis nula (H_0)

$$H_0: \mu_{x1} = \mu_{x2} = \mu_{x3} = \mu_{x4}$$

Esta hipótesis nula sugiere que no hay diferencias significativas entre las medias de las poblaciones representadas por x_1 , x_2 , x_3 y x_4

3.5.2. Hipótesis alternativa (H_A)

$$H_A = \mu_i \neq \mu_j \text{ para algún par } i, j.$$

La hipótesis alternativa indica que al menos hay un par de medias (μ_i y μ_j) que son significativamente diferentes entre sí.

3.6 Operacionalización de variables.

Tabla 6: Operacionalización de variables.

Variab les	Conceptos	Indicadores	Técnicas e Instrumentos
<p><u>Independientes:</u></p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Temperatura ✓ Humedad ✓ Cantidad de alimento 	<p>Temperatura. La temperatura en el contexto de los animales se refiere a la medida de la cantidad de calor o frío presente en el entorno o el cuerpo del animal.</p> <p>Humedad. La humedad se refiere a la cantidad de vapor de agua presente en el aire o en el entorno en el que se encuentra un animal.</p> <p>Alimento: El alimento para animales se refiere a los nutrientes y sustancias consumidos por un animal para obtener la energía necesaria para mantener sus procesos vitales y funciones corporales.</p>	<p>Temperatura adecuada 18 – 24 °C</p> <p>Humedad adecuada 55 – 65 %</p> <p>Candad de alimento un promedio de 30 % de su peso vivo</p>	<p>Sensores</p> <p>Actuadores</p> <p>Microcontroladores</p> <p>Sistema embebido</p> <p>Sistema de almacenamiento microSD</p> <p>Editor de código Visual Studio Code</p> <p>Python.</p> <p>HTML5</p> <p>CSS</p> <p>JS</p> <p>Jinja 2</p> <p>Excel</p>
<p><u>Dependientes:</u></p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Peso 	<p>El peso corporal de un animal es la medida de la masa total del cuerpo del animal. Es una variable importante para evaluar la salud y el estado físico de un animal</p>	<p>Unidad de medida (gramos)</p>	<p>Balanza Digital</p> <p>Software de cálculo</p> <p>Excel</p>

3.7 Métodos de análisis, y procesamiento de datos.

3.7.1 Métodos de análisis.

El análisis de los datos se lleva a cabo utilizando los siguientes métodos estadísticos, en primer lugar, las tes de normalidad donde se comprueba la distribución normal de los cuatro experimentos, una vez comprobado la distribución normal donde el p-value de cada experimento es menor a 0.05 utilizamos las prueba paramétrica ANOVA contrastamos las

hipótesis que se determinó en la investigación, para este análisis utilizamos el software R-Studio que se utiliza en análisis estadístico.

Además, empleamos la técnica de regresión no lineal específicamente la función logística con un enfoque en Machine Learning. La regresión no lineal también es una herramienta estadística, pero para el presente trabajo lo utilizamos para predecir el peso de los cuyes en función del tiempo. Para ello, comenzamos con una revisión exhaustiva de la literatura científica, que nos permitió comprender la relación existente entre la temperatura, la humedad relativa y el peso corporal de los cuyes.

Para la evaluación del modelo utilizamos las métricas de evaluación como el coeficiente de determinación (R^2), el error cuadrático medio (MSE) y el error absoluto medio (MAE) para evaluar el rendimiento del modelo.

3.7.2 Procesamiento de los datos

3.7.2.1 Diagrama de funcionamiento

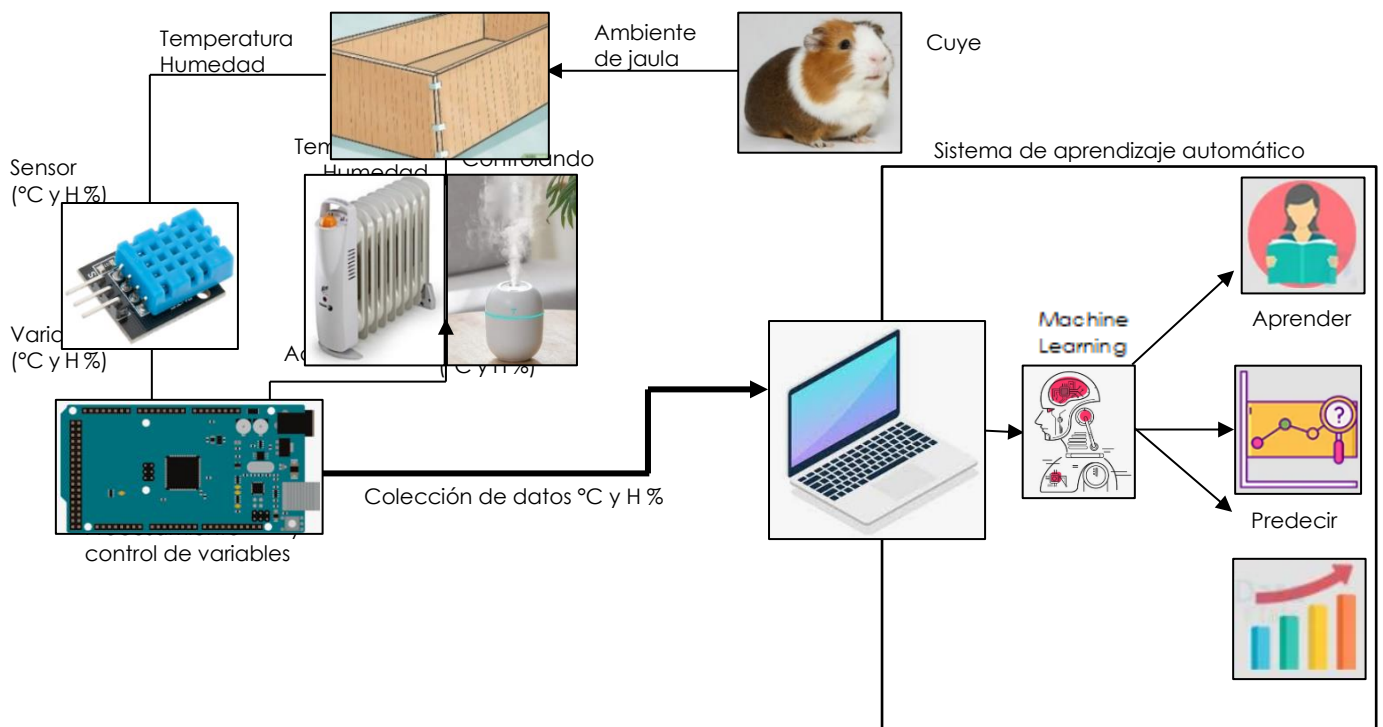


Figura 8: Diagrama de funcionamiento.

3.7.2.1.1 Escenario de pruebas

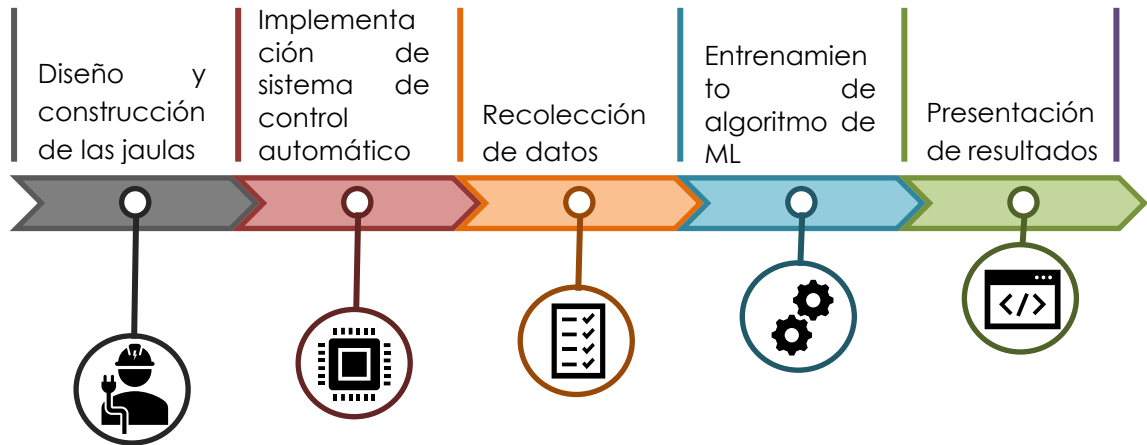


Figura 9: Escenarios de prueba.

3.7.2.1.2 Diseño y construcción de jaulas para los cuyes

Como primer paso diseñaremos la jaula adecuada para los cuyes, posteriormente construiremos con las medidas necesarias y los materiales necesarios. Las cuatro jaulas tendrán las mismas características.

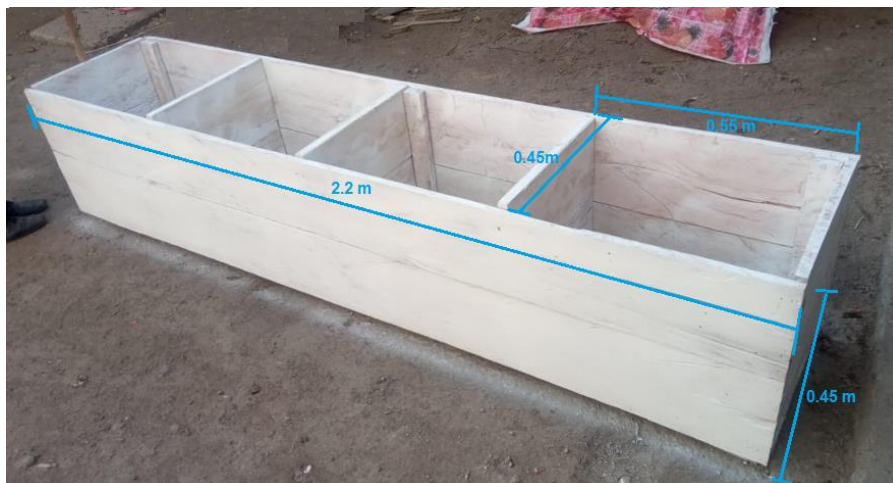


Figura 10: Dimensiones de las jaulas.

3.7.2.1.3 Implementación de sistema de control de temperatura y humedad

El sistema de control está compuesto por dispositivos embebido, sensores y actuadores que nos permita el control de la temperatura y humedad dentro de las jaulas. En la figura 11 podemos observar la implementación del sistema de control y de potencia.

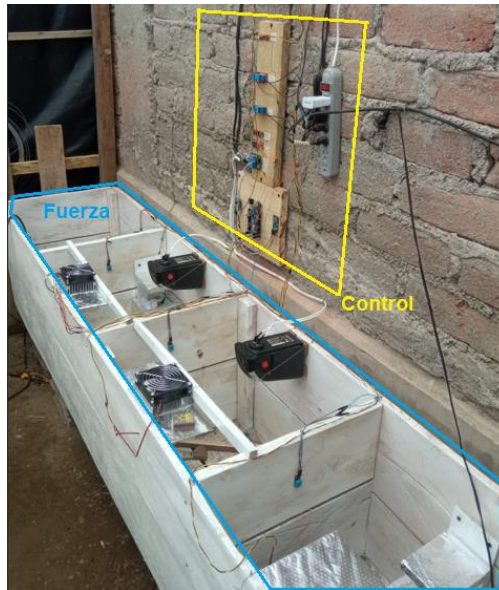


Figura 11: Implementación de las jaulas.

El elemento de medición estará compuesto por sensores de temperatura y humedad que medirá la temperatura y humedad dentro de la jaula.

El controlador estará compuesto por un microcontrolador que procesará los datos de los sensores y controlará actuadores de temperatura o humedad según lo requiera.

La planta o proceso este compuesto por actuadores que serán calefactores, aire refrigerado y humidificadores.

3.7.2.1.4 Recolección de información

Esta es la etapa de investigación donde elegimos a los cuyes en destete que fueron puesto a prueba, posteriormente se alimentará con cantidades determinados de forraje durante 92 días. Cada semana se midió manualmente el peso de los cuyes utilizando una balanza digital. Los cuyes se sometieron al control sanitario semanalmente. En la figura 12 se muestra la automatización de la jaula.

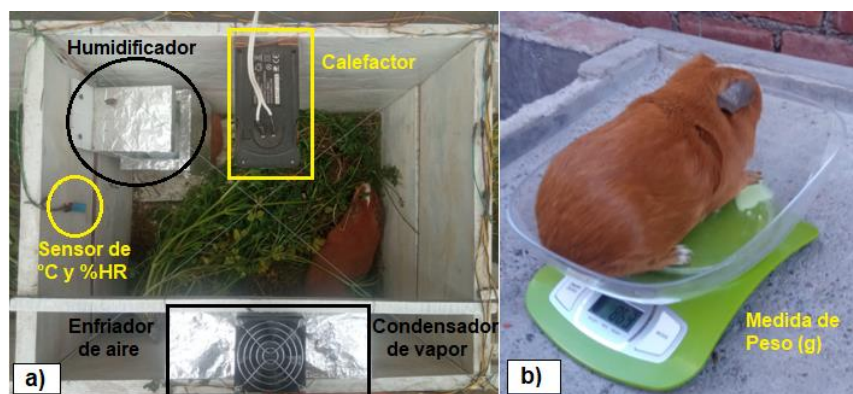


Figura 12: a) Recolección de Temperatura y humedad, b) Recolección de Peso.

3.7.2.1.5 Entrenar el algoritmo de Machine Learning

Una vez se cumplió los 92 días se recolecto los datos, en esta etapa procedemos a procesar y entrenar el algoritmo de Machine Learning.

El algoritmo se programó en el paquete de software de Python como lenguaje que ejecuta el algoritmo principal de Machine Learning, y para observar los resultados se alojó una aplicación web en la nube de la plataforma Python Anywhere.

La técnica de Machine Learning a utilizar es el aprendizaje supervisado entre los cuales tenemos los métodos [27]:

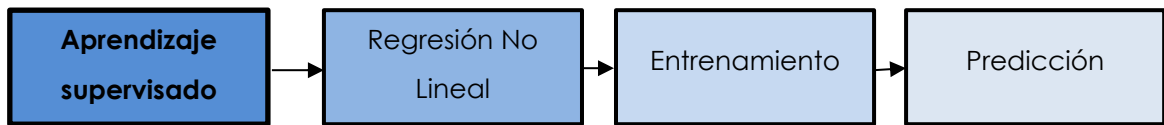


Figura 13: Aprendizaje supervisado técnica de Machine Learning [12].

3.7.2.1.6 Presentación de resultados

En esta etapa se dará a conocer los resultados obtenidos durante el proceso de la investigación, que consiste en los datos obtenidos de los cuyes y la implementación de la plataforma para la predicción en el peso de los cuyes que se muestra en la figura 14.

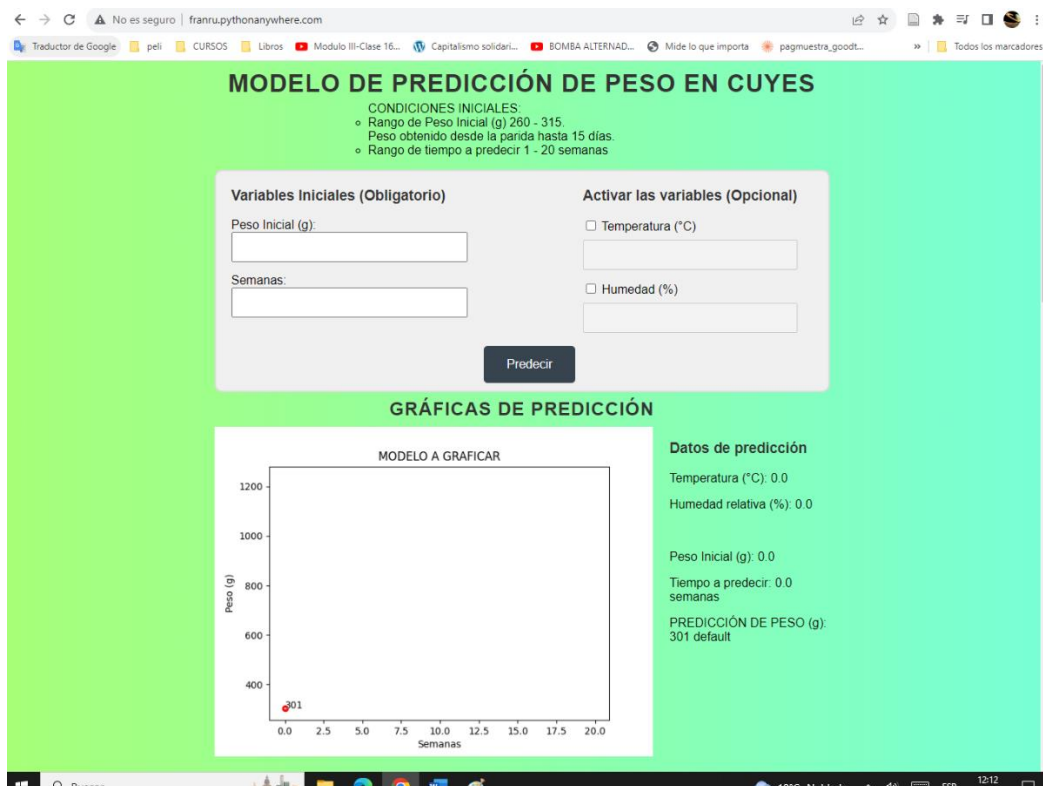


Figura 14: Modelo de plataforma web para predicción.

CAPÍTULO IV.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Recolección de datos

En la Tabla 7, presentamos los datos recopilados a lo largo de las 15 semanas de prueba. Estos datos representan la media de seis días, considerados como una semana. En cada una de las cuatro jaulas, se registraron mediciones de temperatura y humedad del ambiente, así como el peso corporal de los cuyes. En la última columna, se observa la cantidad de alimento proporcionada a los cuyes, equivalente al 30% de su masa corporal[20]. Esta cantidad se ajustó según el tiempo y el peso corporal, y se aplicó de manera consistente en todas las jaulas.

Tabla 7: Resultados de la experimentación en los cuyes para cada jaula.

RESULTADOS DE LA EXPERIMENTACIÓN EN LOS CUYES													
	JAULA 1			JAULA 2			JAULA 3			JAULA 4			Alimento (g)
	Tem (°C)	Hum (%)	Peso (g)	Tem (°C)	Hum (%)	Peso (g)	Tem (°C)	Hum (%)	Peso (g)	Tem (°C)	Hum (%)	Peso (g)	
Semana 1	16.7	79.4	300	20.3	58.2	298	20.6	75.5	280	17.9	65.1	307.5	96
Semana 2	19.6	82.4	362.5	21.3	58.5	320.5	21.8	73.4	308	19.1	66.1	330	116
Semana 3	19.1	82.5	402.5	21.2	55.5	327.5	20.4	78.5	368.5	19.4	67	354.5	129
Semana 4	16.6	82.9	486	20.2	57.9	416.5	19.7	79.8	432.5	18.2	64.5	482.5	156
Semana 5	18	81.2	626	20.1	55.7	555	20.2	73.6	510.5	18.7	72.6	485.5	200
Semana 6	18.8	79.5	677	20.7	60.7	660	21.5	75	598.5	20.3	69	546	217
Semana 7	18.6	82.3	764.5	22.2	59.5	851.5	20.9	78	746.5	17.2	70.1	656.5	245
Semana 8	19.1	80.7	827.5	21.9	57.2	924	20.6	74.3	808.5	18.8	66.1	744	265
Semana 9	17.1	81.6	910	20.5	58	1075	21.2	74.2	813.5	19.5	71	766	291
Semana 10	17.9	82.6	983	19.8	59.1	1115	20.7	72.1	945.5	18.2	62.1	867	315
Semana 11	16.8	80.2	1064	21.5	59.5	1237	20.4	72.4	1025	16.7	70.5	899.5	340
Semana 12	18.3	83.5	1088.5	19.5	56.1	1297.5	20.9	77.6	1088.5	19.3	66.5	961.5	348
Semana 13	16.5	80.9	1118.5	19.4	58.5	1322	20.3	78.8	1143.5	16.9	71.2	1010	358
Semana 14	18.2	80.6	1165.5	20.8	59.4	1385	19	76.2	1206	17.2	62.4	997	373
Semana 15	19	80.4	1212.5	19.9	59	1406.5	19.4	73.3	1238.5	19.3	68	1009	388

A continuación, como primer paso realizamos el análisis estadístico, utilizando el test de normalidad que es una técnica de Shapiro-Wilk donde comprobamos que la prueba es paramétrica. Las variables de Jaulas les parametrizamos por X1= Jaula 1, X2 = Jaula 2 como se observa en la tabla 8.

Tabla 8: Resultados test de normalidad para las cuatro jaulas.

Test de Normalidad Shapiro-Wilk (Peso)				
EXPERIMENTO	Jaula 1 (X1)	Jaula 2 (X2)	Jaula 3 (X3)	Jaula 4 (X4)
P-VALOR	0.2668	0.07124	0.2682	0.09813

Analizando el test de normalidad para la variable peso vs cada uno de los experimentos, se puede ver que en todos los casos los p-valor son mayores a 0.05, por lo tanto, todos cumplen con una distribución normal. Entonces, usando una ANOVA se podrá realizar una la comprobación de la hipótesis.

$$H_0: \mu_{X1} = \mu_{X2} = \mu_{X3} = \mu_{X4}$$

$$H_A = \mu_i \neq \mu_j \text{ para algún par } i, j$$

Tabla 9: Resultados de la prueba ANOVA.

FV (FACTOR)	SC (SUMA DE CUADRADOR)	GL (GRADOS DE LIBERTAD)	CM (cuadrados medios)	F₀ (VALOR DE FISHER)	Valor-p (P- VALOR)
Jaulas	264287	3	88096	0.78	0.051
Error	6326884	56	2112980		
TOTAL	99.0	59			

Conclusión: En la tabla 9 ANOVA se observa el valor estadístico F_0 de 0.78 y un p-valor de 0.051 siendo mayor a 0.05, es decir no se rechaza la hipótesis nula, es decir el control de variables ambientales como la temperatura y humedad ayudan al crecimiento de los cuyes.

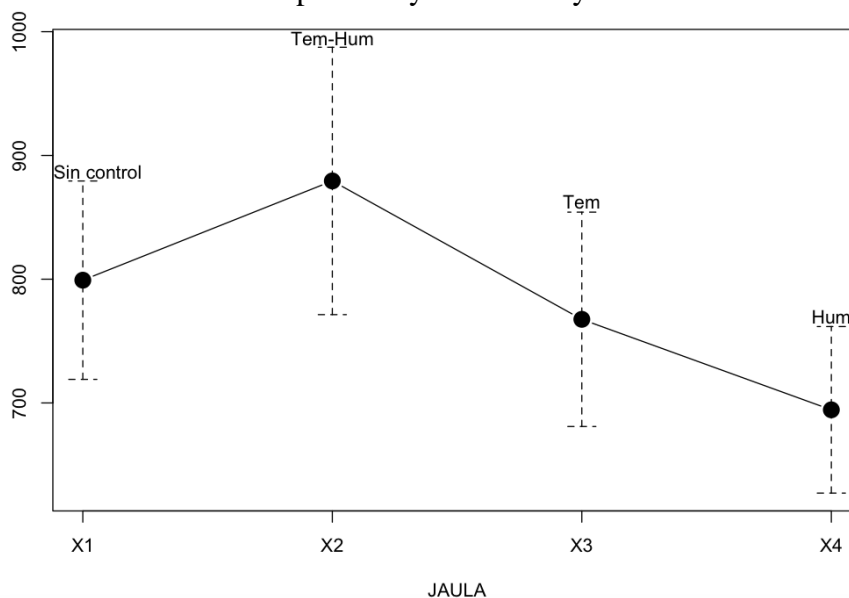


Figura 15: Gráficas de las condiciones experimentales.

Analizando la gráfica de la figura 15, las condiciones de los experimentos realizados en las jaulas, se ve con mucha claridad que con el experimento X2 en donde se controla las variables de temperatura y humedad, ha permitido obtener cuyes con el mayor peso. Demostrando de esta manera que usando un control automático en temperatura y humedad se puede conseguir mejorar la producción de los cuyes.

4.1.1 Análisis de graficas

A continuación, tenemos en la figura 16 presentamos grafico de la evolución de peso (g) de los cuyes durante 15 semanas de las cuatro jaulas.

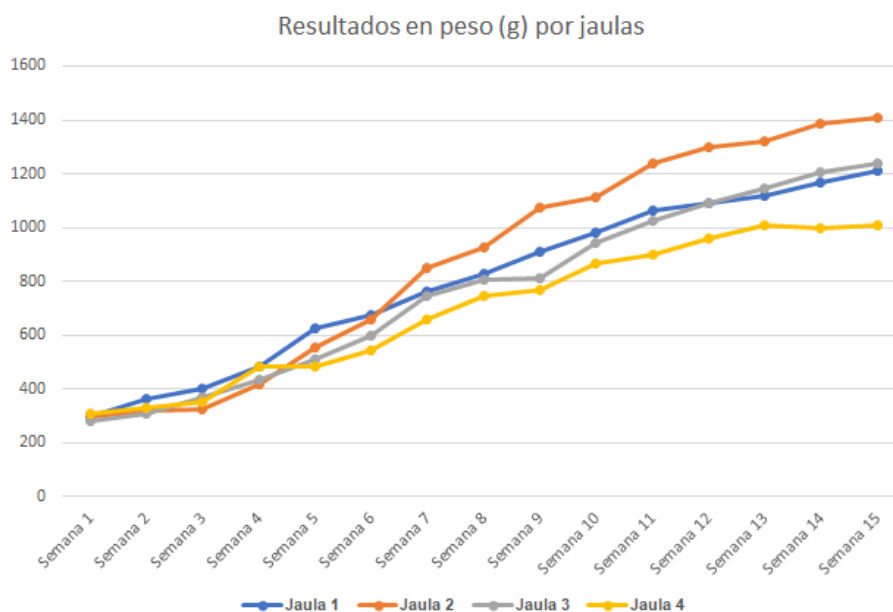


Figura 16: Resultados en peso (g) por jaulas.

El gráfico muestra la evolución del peso promedio de los cuyes para 4 jaulas a lo largo de 15 semanas.

En la jaula 1 el peso inicial en la primera semana es de aproximadamente 300 gramos, se observa un aumento constante hasta alcanzar los 1212 gramos en la semana 15. La jaula 2 parte de un peso inicial de 298 gramos, con un crecimiento moderado y constante que llega a los 1406 gramos al final del periodo. Los cuyes de la jaula 3 tienen un peso de 280 gramos en la semana 1, con un crecimiento acelerado entre las semanas 4 a 7 donde alcanzan los 746 gramos. Luego el incremento se estabiliza hasta llegar a 1238 gramos en la semana 15. Finalmente, en la jaula 4 el peso inicial es de 307 gramos, se aprecia un crecimiento lento pero sostenido hasta alcanzar los 1009 gramos al final del periodo.

Al comparar el aumento de peso de los cuyes entre las distintas jaulas, se observa que los ejemplares alojados en la jaula 2 registraron el mayor incremento, partiendo de 298g hasta alcanzar 1406g al final de las 15 semanas. Esta jaula presentó las mejores tasas de crecimiento. Por el contrario, la jaula 4 evidenció los menores pesos, con un peso inicial de solo 307g y llegando a 1009g en la semana 15, a pesar de mostrar un rápido crecimiento entre las semanas 3 y 8. Las jaulas 1 y 3 obtuvieron resultados intermedios y más cercanos entre sí, ambas partieron de pesos iniciales sobre 300-280g y terminaron con pesos finales alrededor de 1212-1238g, con incrementos constantes a lo largo del período de estudios. En la Figura 17, analizaremos la gráfica de las temperaturas promedio por semana en las cuatro jaulas, medida a lo largo de las 15 semanas, al igual que la evolución de los pesos.

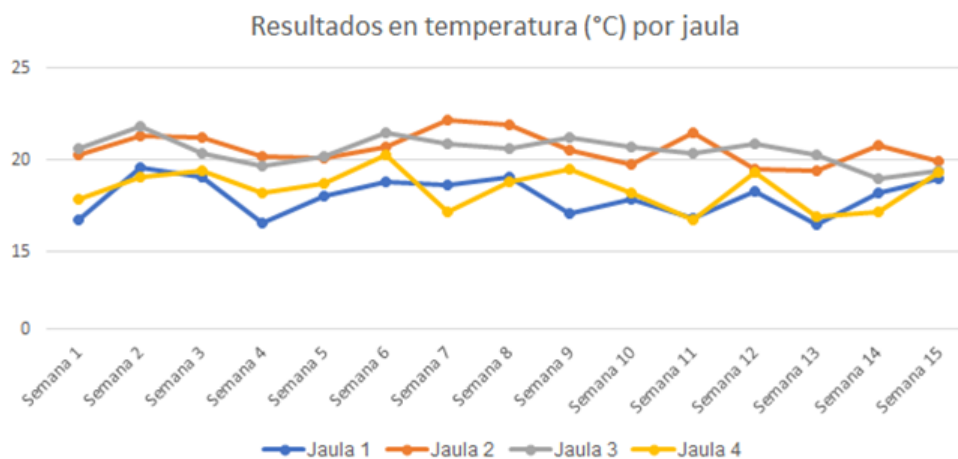


Figura 17: Resultado en temperatura (°C) por jaulas.

La jaula 1 ambiente se mide la temperatura ambiente el cual presenta temperaturas mínimas entre 16.5°C y en la semana 13 y 19.6°C en la semana 4, reflejando la baja fluctuación exterior. La jaula 2 controlada mantuvo mínimos estables entre 19.4°C y 20°C, con máximos entre 22°C al inicio incrementándose gradualmente hasta 22.2°C en la semana 7, dentro de los parámetros deseados. En la jaula 3 controlada se registraron temperaturas mínimas entre 19°C y 19.5°C, mientras que las máximas se incrementaron progresivamente desde 21°C hasta picos de 25.8°C en las últimas semanas, exhibiendo mayor variabilidad. Finalmente, la jaula 4 a temperatura ambiente presenta descensos en la temperatura mínima desde 16.7°C hasta 17°C, y la máxima cae de 20°C a solo 20.3°C entre la semana 1 y 15, siguiendo la tendencia exterior fluctuante.

Las jaulas controladas 2 y 3 tuvieron temperaturas más estables en los rangos deseados, mientras que las jaulas ambientales 1 y 4 reflejaron mayores variaciones semana a semana debido a cambios en las condiciones exteriores.

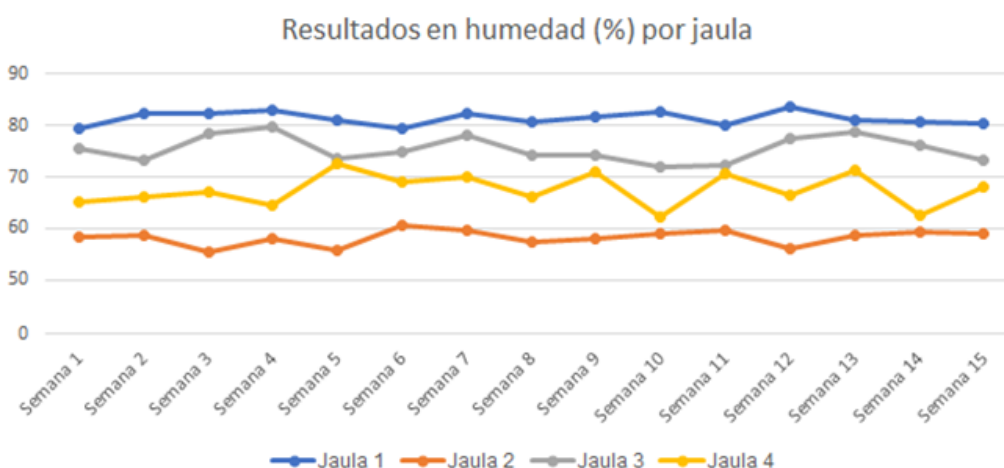


Figura 18: Resultado en humedad (%) por jaulas.

En cuanto a la humedad relativa que presentamos en la figura 18, la jaula 1 registró los niveles más altos de humedad, fluctuando progresivamente desde 79% en la semana 3 hasta 83% en la semana 12.

La jaula 2 mantuvo niveles más bajos entre 55% y 60% durante todo el período de 15 semanas.

Por su parte, la jaula 3 presentó una tendencia fluctuante en la humedad relativa, comenzando con 72% en la primera semana y fluctuando paulatinamente hasta 79% en la semana final.

En la jaula 4 la humedad tiene la mayor fluctuación que todas las anteriores entre 62% y 72% a lo largo de las 15 semanas, con máxima variabilidad del periodo de prueba.

En esta etapa analizamos la relación existente entre temperatura - peso y humedad - peso de la jaula 1 que observamos en la figura 19.

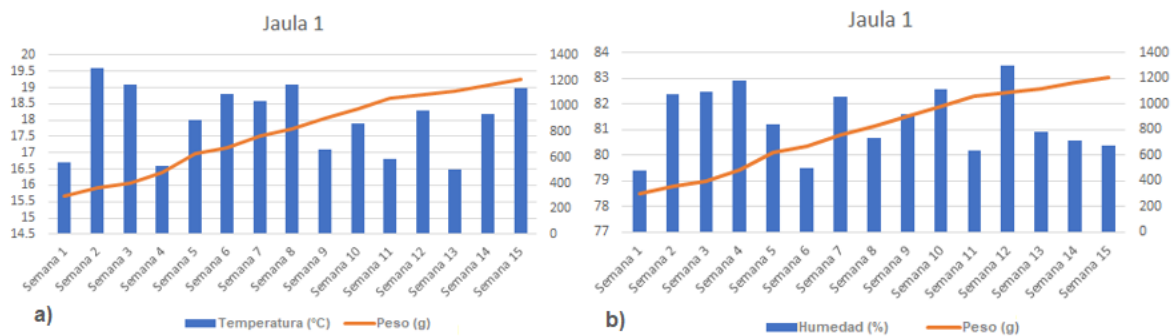


Figura 19: Relación de variables de jaula 1, a) Temperatura – peso, b) humedad – peso

Para la jaula 1, se llevó a cabo un análisis de la relación entre la temperatura ambiente y el peso de los cuyes, así como de la humedad relativa ambiente y el peso, a lo largo de las 15 semanas del estudio.

En cuanto a la temperatura, se observa una asociación inversa con el peso, es decir, a mayor temperatura registrada, menor fue el peso alcanzado por los cuyes cada semana. Por ejemplo, en la semana 4 se registró un bajo temperatura de 16.6°C, asociado al peak de peso de 486g en los cuyes para esa semana.

Respecto a la humedad, se determinó una relación negativa con el peso, donde los niveles más altos de humedad relativa (83.5%) coincidieron con menores incrementos de peso, mientras que con humedad de 79% se alcanzaron mayores pesos.

En resumen, en la jaula 1 el análisis indica una asociación inversa entre temperatura y peso ganado, así como una relación inversa moderada entre humedad y aumento de peso de los cuyes a lo largo del periodo experimental de 15 semanas.

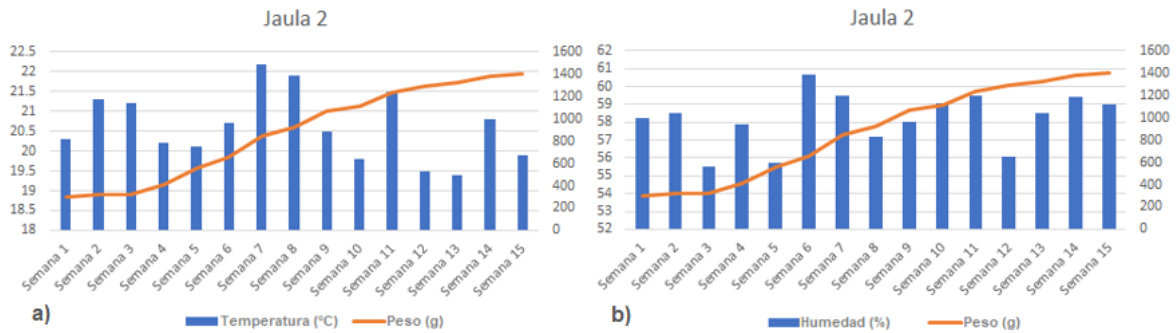


Figura 20: Relación de variables de jaula 2, a) Temperatura – peso, b) humedad - peso

Si bien las variables de la jaula 2 es controlada y las variables de la jaula 1 es ambiental presentaron patrones muy similares en la tendencia de aumento de peso semanal, al finalizar las 15 semanas se obtuvo un peso promedio mayor en los cuyes de la jaula 2, observamos en la figura 20.

Específicamente, en la jaula 2 que tienen las variables controladas el peso promedio final fue de 1406 gramos, mientras que en la jaula 1 de variables ambiente el peso promedio llegó a 1212 gramos al concluir el estudio.

Esta diferencia de casi 200 gramos superior en el peso final de la jaula 2 controlada sugiere que, aunque la tendencia fue muy parecida entre ambas jaulas, las condiciones estables de temperatura y humedad en la jaula 2 pudieron haber favorecido un mejor desempeño en la ganancia final de peso.

En conclusión, la jaula controlada 2 y la jaula ambiente 1 tuvieron evoluciones del peso semanal muy cercanas, pero al final del periodo la jaula 2 alcanzó un mayor peso promedio, posiblemente beneficiada por la temperatura y humedad constantes.

4.2 Análisis exploratorio de datos (EDA)

A continuación, analizaremos la dispersión de los datos, en el que se relacionan la temperatura – Peso y humedad -peso de la jaula 1 y jaula 2 como se observa en la figura 21.

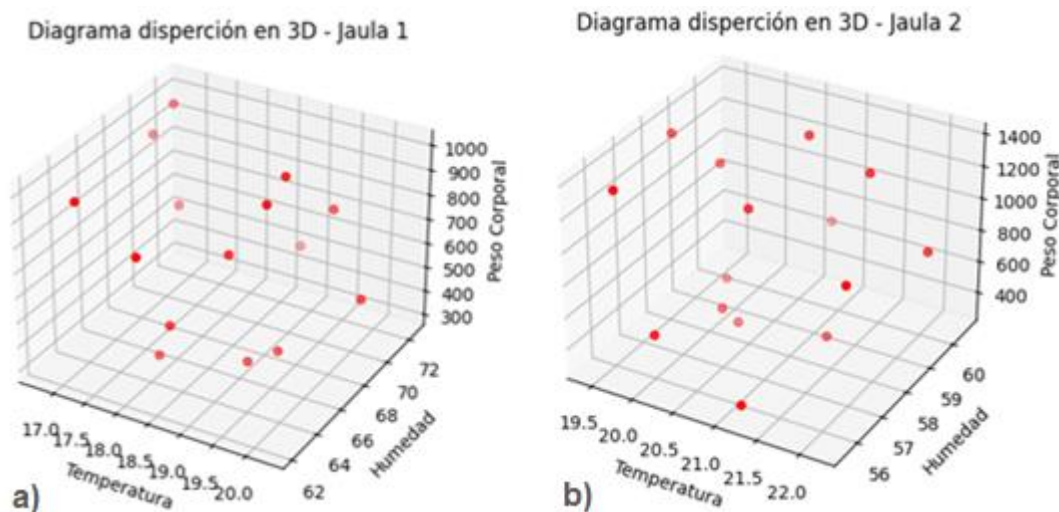


Figura 21: Dispersión de datos de peso vs humedad, a) Jaula 1, b) Jaula 2.

El diagrama de dispersión muestra 15 puntos distribuidos en 3 dimensiones representando los datos sintéticos generados de acuerdo a los datos recolectados, en el que no se observa ningún patrón al relacionar entre la temperatura y la humedad en las dos jaulas.

En la jaula 1, figura 21 a) observamos que en el eje X se representa la temperatura con valores entre 17.5 y 20 grados Celsius y en el eje Y tenemos la humedad relativa con valores entre 62% y 72%. Sin embargo, de acuerdo a la tabla 8 el rango de temperatura esta entre 16.5 a 19.6 °C y el rango de humedad esta entre 79.4 a 83.5 %.

Con la misma forma de análisis en la jaula 2 figura 21 b) observamos que en el eje X se representa la temperatura con valores entre 19.5 y 22 grados Celsius y en el eje Y tenemos la humedad relativa con valores entre 56% y 60%. Los rangos van 19.4 a 22.2 °C de temperatura y 55.5 a 60.7 % de humedad relativa.

Finalmente, en el eje Z está el peso de los cuyes en gramos, distribuido normalmente alrededor de 1000 gr para la jaula 1 y 1400 gr para la jaula 2 con una desviación estándar de 100 gr para las dos jaulas.

Al observar la nube de puntos 3D, se aprecia una tendencia levemente positiva entre la temperatura y el peso, donde los puntos con mayor temperatura tienden a mostrar pesos más altos. Sin embargo, la dispersión indica que existen otros factores no observados que también influyen en el peso final.

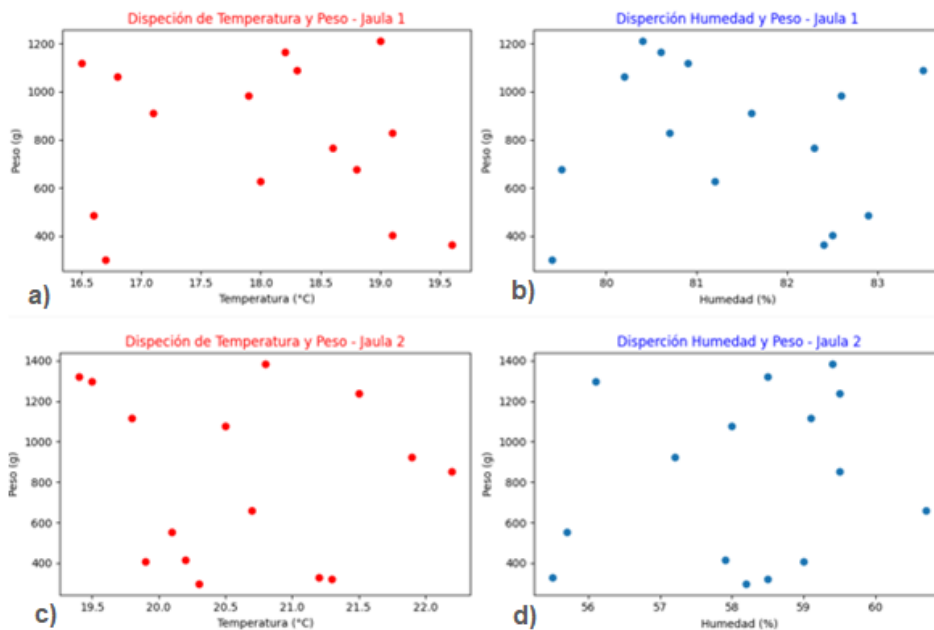


Figura 22: Dispersión de datos, a) Jaula 1: la temperatura – Peso b) Jaula 1: humedad - peso, c) Jaula 3: temperatura – peso, d) Jaula 2: humedad - Peso.

Aquí presentamos las descripciones gráficas de la temperatura vs peso y humedad vs peso, también al relacionar la temperatura del ambiente con el peso de los cuyes no existe ningún patrón ya que los puntos se encuentran distribuidas por todo el cuadro. A continuación, describimos la dispersión de los datos para la jaula 1 y jaula 2 que se observa en la figura 22.

Jaula 1: Esta jaula no tiene un sistema de control de temperatura y humedad

Gráfica 1 figura 22 a): La temperatura de la jaula 1 varía entre 16.5°C y 19.6°C, asociándose los pesos máximos de 1212.5g a temperaturas promedio de 19°C y pesos mínimos de 300g a temperaturas de 16.7°C.

Gráfica 2 figura 22 b): La humedad fluctúa entre 79.4% y 83.5%, relacionándose la humedad máxima de 83.5% a pesos que alcanzan los 1088.5g y la humedad mínima de 79.4% a pesos de alrededor de 677g.

Jaula 2: El ambiente de esta jaula se empleó un sistema de control de temperatura y humedad

Gráfica 1 figura 22 c): Se registran temperaturas de 19.4°C a 22.2°C, donde 19.4°C se asocia al peso máximo de 1322g y 22.2°C al peso mínimo de 851.5g.

Gráfica 2 figura 22 d): La humedad varía entre 55.5% a 60.7%, con un peso máximo de 327g cuando la humedad es 55.5% y un peso mínimo de 660g con 60.7% de humedad.

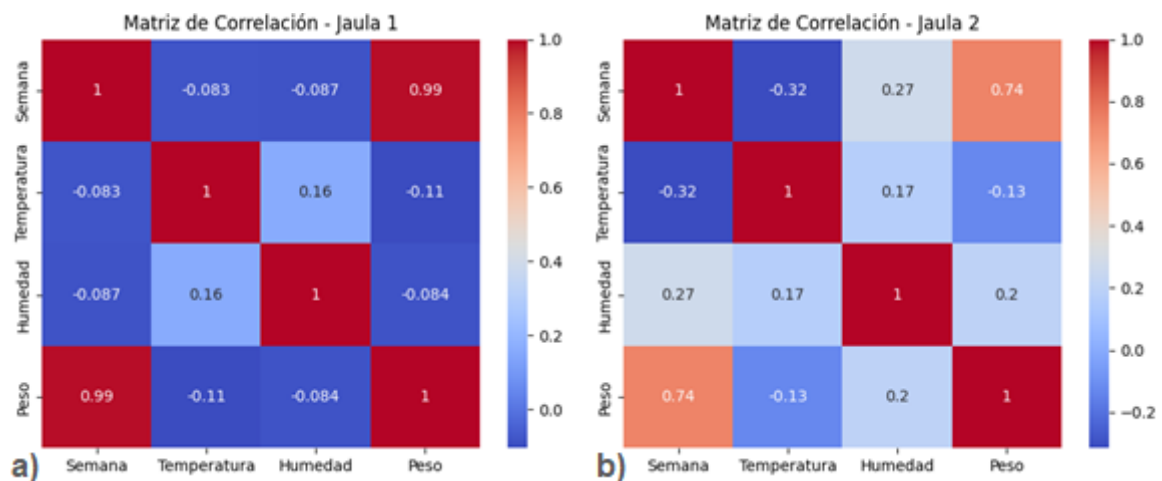


Figura 23: Matriz de correlación temperatura (°C), humedad (%) y peso(g), a) Jaula 1, b) Jaula 2.

Con los datos de correlación que observamos en la figura 18 para las jaulas 1 y 2 realizamos el siguiente análisis:

Jaula 1 figura 23 a):

- Existe una correlación positiva muy fuerte (0.99) entre Semana y Peso, indicando que el peso aumenta a medida que avanzan las semanas.
- La correlación entre Temperatura y Humedad es baja (0.16), sugiriendo poca relación lineal.
- Semana vs Temperatura y Semana vs Humedad tienen correlaciones negativas débiles (-0.083 y -0.087), podría haber un leve descenso de estas variables con el tiempo.

Jaula 2 figura 23 b):

- Semana y Peso también están positivamente correlacionados, aunque moderadamente (0.74), el peso crece con las semanas.

- Temperatura y Humedad tienen correlación positiva muy baja (0.17).
- Semana vs Temperatura (-0.32) y Semana vs Humedad (-0.27) muestran correlaciones negativas algo más fuertes, indicando mayor descenso de temperatura y humedad con el tiempo.

En resumen, a la matriz de correlación, en ambas jaulas el peso se incrementa con las semanas, pero la correlación es más fuerte en la Jaula 1. Las demás variables no muestran correlaciones fuertes entre sí.

A continuación, le presentamos la descripción de las gráficas de densidad para temperatura y humedad en la jaula 1 y 2 que podemos observar en la figura 24:

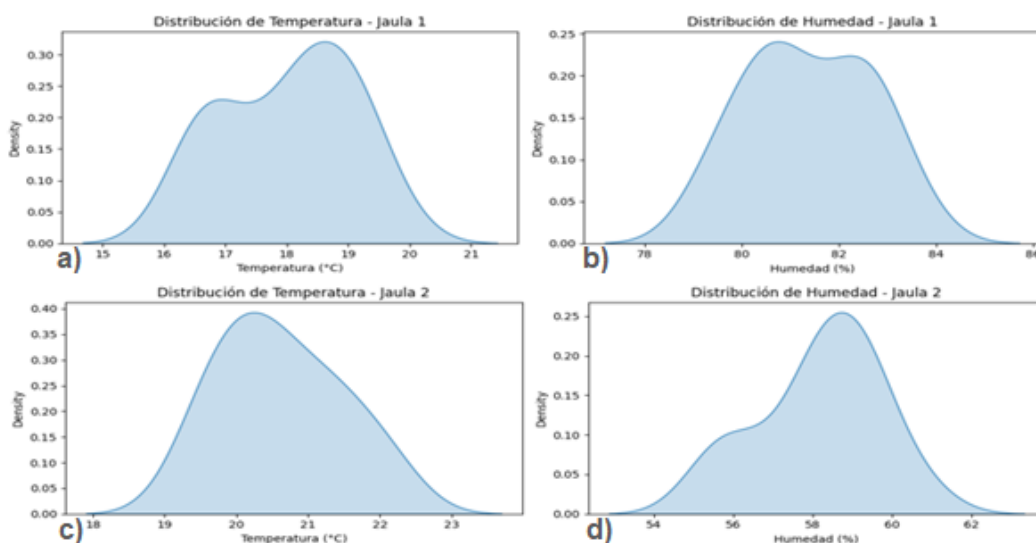


Figura 24: Distribución normal, a) Jaula 1 temperatura – densidad, b) Jaula 1 humedad vs humedad, c) Jaula 2 temperatura – densidad, b) Jaula 2 humedad vs humedad.

Análisis de densidades en la Jaula 1:

En la figura 24 a) es la gráfica de densidad de temperatura:

Se observan dos picos principales en la distribución, el primero en 16.5°C con una densidad de 0.22 y el segundo en 18.5°C con densidad de 0.3. Esto indica que en la jaula 1 las temperaturas de 16.5°C y 18.5°C fueron las más frecuentes.

En la figura 24 b) es la gráfica de densidad de humedad:

La distribución muestra un pico mayor en 82% de humedad relativa, con una densidad de 0.23. Un segundo pico se observa en 83.5% de humedad con una densidad de 0.21. Las humedades de 82% y 83.5% fueron las predominantes en esta jaula.

Análisis de densidades en la Jaula 2:

Gráfica de densidad de temperatura, figura 24 c):

Se observa un pico principal en la distribución en 20.2°C, con una densidad de 0.38. Esto indica que 20.2°C fue la temperatura más predominante en la Jaula 2.

Gráfica de densidad de humedad, figura 24 d):

La distribución tiene un pico mayor en 59% de humedad relativa, alcanzando una densidad de 0.24. La humedad de 59% fue la que ocurrió con mayor frecuencia en esta jaula.

4.3 División de datos

Con los datos recopilados durante la fase experimental, avanzaremos a la División de Datos. En este paso, separaremos la información en dos conjuntos: el Grupo de Entrenamiento (Tabla 10) y el Grupo de Prueba (Tabla 11).

- Grupo para Entrenamiento: Utilizado para construir y ajustar el modelo de regresión no lineal. Los datos en este conjunto se utilizarán para entrenar el modelo.
- Grupo para Prueba: Utilizado para evaluar el rendimiento del modelo. Los datos en este conjunto se utilizan para realizar predicciones y calcular métricas de evaluación.

Tabla 10: Resultados de la experimentación en los cuyes - entrenamiento del modelo.

RESULTADOS DE LA EXPERIMENTACIÓN EN LOS CUYES - ENTRENAMIENTO DEL MODELO												
	JAULA 1			JAULA 2			JAULA 3			JAULA 4		
	Tem (°C)	Hum (%)	Peso (g)	Tem (°C)	Hum (%)	Peso (g)	Tem (°C)	Hum (%)	Peso (g)	Tem (°C)	Hum (%)	Peso (g)
Semana 2	19.6	82.4	362.5	21.3	58.5	320.5	21.8	73.4	308	19.1	66.1	330
Semana 3	19.1	82.5	402.5	21.2	55.5	327.5	20.4	78.5	368.5	19.4	67	354.5
Semana 4	16.6	82.9	486	20.2	57.9	416.5	19.7	79.8	432.5	18.2	64.5	482.5
Semana 5	18	81.2	626	20.1	55.7	555	20.2	73.6	510.5	18.7	72.6	485.5
Semana 7	18.6	82.3	764.5	22.2	59.5	851.5	20.9	78	746.5	17.2	70.1	656.5
Semana 8	19.1	80.7	827.5	21.9	57.2	924	20.6	74.3	808.5	18.8	66.1	744
Semana 9	17.1	81.6	910	20.5	58	1075	21.2	74.2	813.5	19.5	71	766
Semana 11	16.8	80.2	1064	21.5	59.5	1237	20.4	72.4	1025	16.7	70.5	899.5
Semana 13	16.5	80.9	1118.5	19.4	58.5	1322	20.3	78.8	1143.5	16.9	71.2	1010
Semana 15	19	80.4	1212.5	19.9	59	1406.5	19.4	73.3	1238.5	19.3	68	1009

Tabla 11: Resultados de la experimentación en los cuyes - Prueba del modelo.

RESULTADOS DE LA EXPERIMENTACIÓN EN LOS CUYES - PRUEBA DEL MODELO												
	JAULA 1			JAULA 2			JAULA 3			JAULA 4		
	Tem (°C)	Hum (%)	Peso (g)	Tem (°C)	Hum (%)	Peso (g)	Tem (°C)	Hum (%)	Peso (g)	Tem (°C)	Hum (%)	Peso (g)
Semana 1	16.7	79.4	300	20.3	58.2	298	20.6	75.5	280	17.9	65.1	307.5
Semana 6	18.8	79.5	677	20.7	60.7	660	21.5	75	598.5	20.3	69	546
Semana 10	17.9	82.6	983	19.8	59.1	1115	20.7	72.1	945.5	18.2	62.1	867
Semana 12	18.3	83.5	1088.5	19.5	56.1	1297.5	20.9	77.6	1088.5	19.3	66.5	961.5
Semana 14	18.2	80.6	1165.5	20.8	59.4	1385	19	76.2	1206	17.2	62.4	997

Decidimos elegir los datos alternadamente como observamos en las tablas 10 y 11, ya que anteriormente les hicimos la prueba con otras combinaciones y no dio resultados, por ellos elegimos alternar las semanas con un 70% de datos para entrenamiento y 30% de datos para prueba, elegimos los datos de las semanas 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 11, 13, 15 y los datos de prueba que corresponde al 30% que son las semanas 1, 6, 10, 12, 14.

Con la distribución de datos observada en las Tablas 10 y 11, procedemos a graficar la función correspondiente, la cual se ajusta según la función logarítmica, como se puede apreciar en la Figura 25 Con la distribución de datos observada en las Tablas 10 y 11,

procedemos a graficar la función correspondiente, la cual se ajusta según la función logarítmica, como se puede apreciar en la Figura 25.

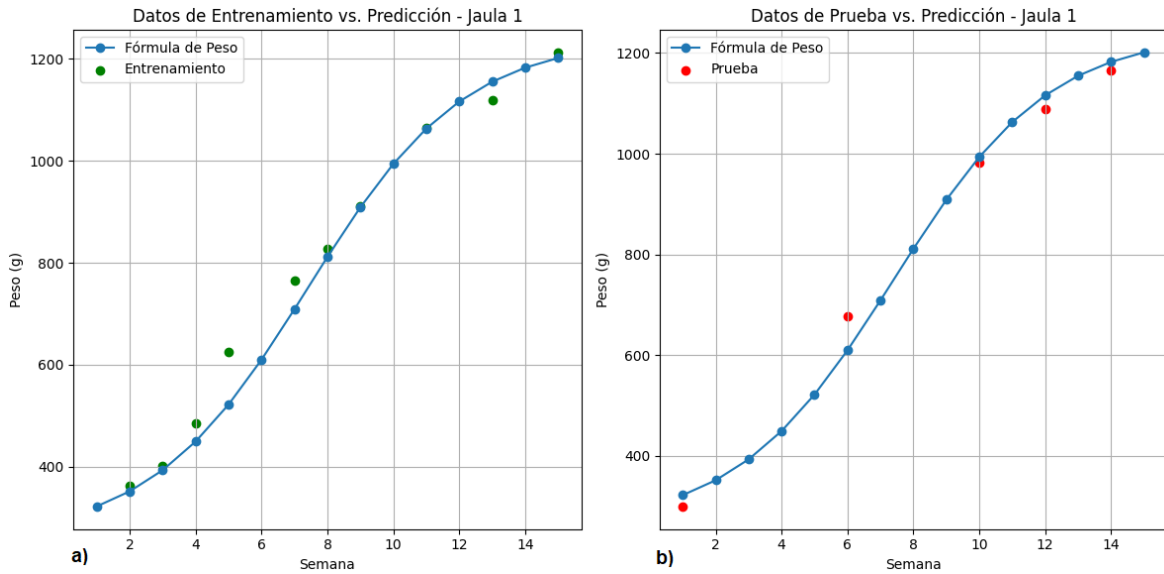


Figura 25: a) Datos de Entrenamiento para la jaula1, b) Datos de prueba para la jaula 1.

En este apartado describiremos los resultados obtenidos con las métricas mejoradas gracias a los ajustes de datos para el entrenamiento y la prueba del modelo para la jaula 1.

Métricas de Evaluación para Datos de Entrenamiento en la Jaula 1:

El modelo utilizando el 70 % de datos de entrenamiento. Los resultados de la evaluación en datos de entrenamiento son notables, con un alto coeficiente de determinación (R^2) de 0.98. Esto sugiere que el modelo se ajusta muy bien a los datos de entrenamiento y es capaz de predecir con alta precisión el peso de los cuyes en función de la temperatura, la humedad y de tiempo, específicamente en semana.

El Error Cuadrático Medio (MSE) es de 1712.86, lo que significa que las predicciones del modelo tienen un error cuadrático promedio de aproximadamente 1712.86 gramos en comparación con los valores reales de peso. Este valor bajo indica que las predicciones son muy cercanas a los datos reales de entrenamiento.

El Error Absoluto Medio (MAE) es de 28.16 indica que, en promedio, las predicciones del modelo difieren en aproximadamente 28.16 gramos de los valores reales en peso de los datos de entrenamiento. Esto también es un indicador de una buena precisión del modelo.

Métricas de Evaluación para Datos de Prueba en la Jaula 1:

El coeficiente de determinación (R^2) para los datos de prueba continúa siendo excepcionalmente alto, registrando un valor de 0.99. Demostrando que los ajustes en los datos de entrenamiento y prueba fueron buenos. También nos indica que la capacidad sobresaliente del modelo para explicar la variabilidad en el peso de los cuyes, lo que equivale a predecir con precisión el 99% de la variación en esta métrica. Además, el error cuadrático medio (MSE) en los datos de prueba es de 1230.65 gramos, lo que refleja que

las predicciones del modelo se desvían en promedio por una cantidad relativamente baja en comparación con los valores reales de peso. A pesar de una ligera diferencia con los datos de entrenamiento, el MSE sigue siendo un valor favorable. Además, el error absoluto medio (MAE) en los datos de prueba es de 28.91, indicando que, en promedio, las predicciones se diferencian en aproximadamente 28.91 gramos de los valores reales de peso en los datos de prueba.

Los resultados anteriores nos indica que el modelo es altamente preciso tanto en datos de entrenamiento como en datos de prueba para la Jaula 1. Esto sugiere que el modelo generaliza bien a nuevos datos y puede utilizarse efectivamente para predecir el peso de los cuyes en función de la temperatura, la humedad y las semanas.

A continuación, mostramos los resultados gráficos de los datos de entrenamiento y prueba para la jaula 2, tal como se puede observar en la Figura 26.

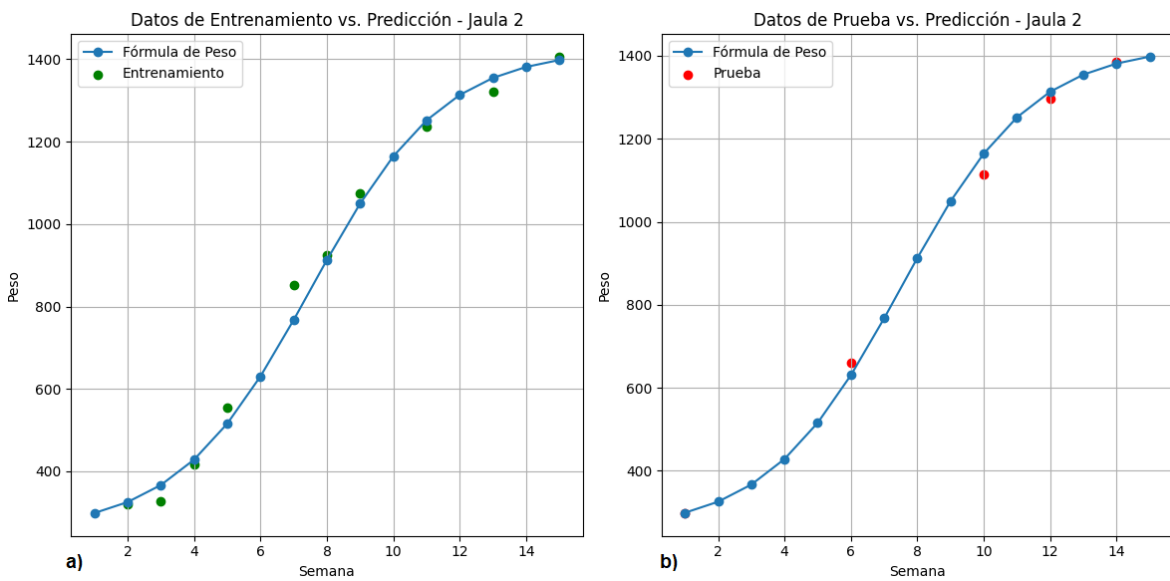


Figura 26: a) Datos de entrenamiento para la jaula 2, b) Datos de prueba para la jaula 2.

Tras verificar que el modelo de algoritmos seleccionado para la técnica de Machine Learning funciona correctamente, procedemos a aplicar la misma métrica de evaluación para la jaula 2, obteniendo los siguientes resultados que se presentan en la Tabla 13:

Tabla 12: Resultado de las métricas de evaluación para la jaula 2.

Métricas de Evolución			
Nº	Métricas	Datos de Entrenamiento	Datos de Prueba
1	Coefficiente de Determinación (R^2)	0.99	0.99
2	Error cuadrática Medio (MSE)	1246.68 g	718.19 g
3	Error Absoluto Medio (MAE)	27.17 g	19.87 g

Este modelo tiene un excelente ajuste en los datos de entrenamiento y generaliza muy bien a los datos de prueba, aunque las métricas para el conjunto de datos de prueba tienen un ajuste más preciso que el de los datos de entrenamiento, mientras tanto el coeficiente de determinación del modelo es similar para las dos evaluaciones que es del 99% de precisión. Estos resultados indican que el modelo es útil para predecir el peso en función de las variables independientes.

4.4 Predicción de peso (g) de los cuyes

Una vez entrenado y comprobado el funcionamiento del modelo, procedemos a utilizar los modelos para realizar dos pruebas de predicción, cabe mencionar previo al análisis, el modelo de la jaula 1 no tiene ningún control de las variables ambientales ni entra tanto el modelo para la jaula 2 tiene control de la temperatura y humedad.

Los resultados de las predicciones son los siguientes:

- **Predicción a 6 Semanas:** Los modelos utilizados pronosticaron un peso de 609.95 gramos para la jaula 1 (figura 27) y 630.36 gramos para la jaula 2 (figura 28) después de 6 semanas, que son sus respectivos modelos para cada caula. En el resultado podemos observar que el modelo dos pronostica el valor más alto.
- **Predicción a 16 Semanas:** La segunda predicción de los modelos indica el peso de 1214.24 gramos para la jaula 1 (figura 27) y 1408.55 gramos para la jaula 2 (figura 28) después de 16 semanas, respectivamente de acuerdo a sus modelos correspondientes. También en esta predicción observamos que el modelo de predicción de la jaula 2 arrojan valores más altos.

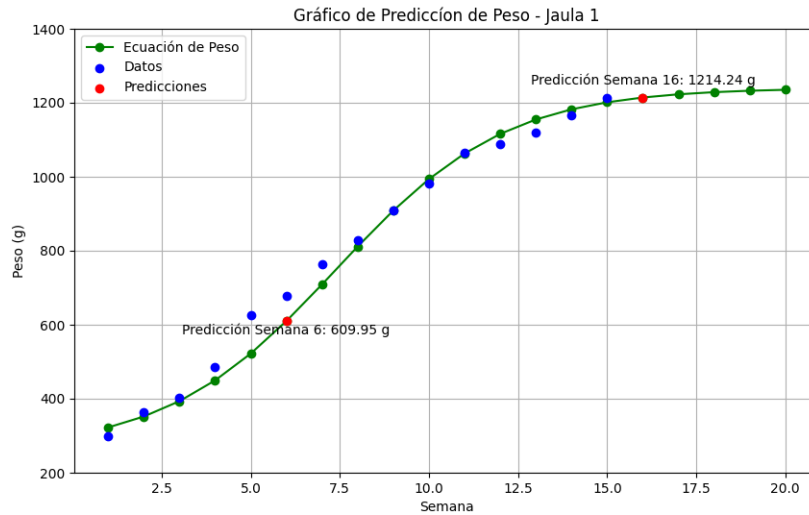


Figura 27: Predicciones de peso jaula 1.

Las predicciones demuestran la utilidad del modelo de regresión no lineal que se utiliza como parte de las técnicas de Machine Learning y utilizamos para estimar el peso de los cuyes en función de las variables independientes utilizadas en el modelo. Es importante destacar que estas predicciones se basan en la relación entre las variables de temperatura, humedad y el tiempo transcurrido. Los resultados proporcionan información valiosa para comprender cómo estas variables influyen en el peso de los cuyes en la Jaula 1 en el transcurso del tiempo.

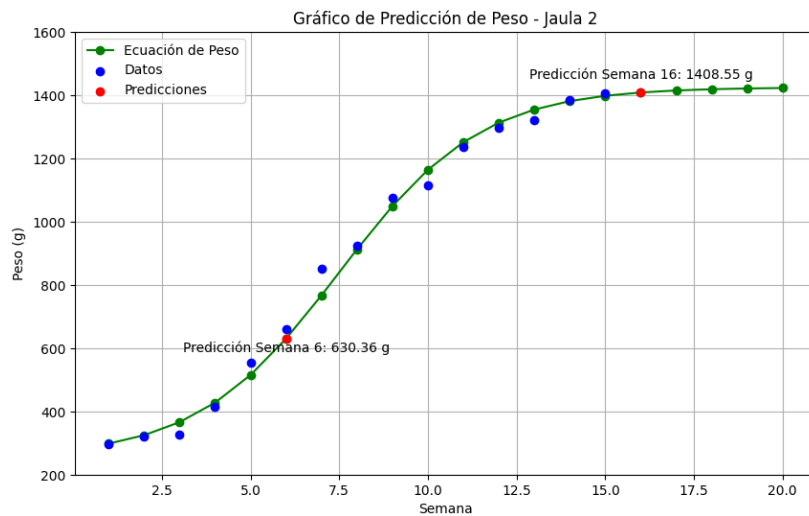


Figura 28: Predicciones de peso jaula 2.

Similar al análisis de la jaula 1 realizamos para la Jaula 2, se probó el modelo de predicción como podemos observar en la Figura 24. Las predicciones indicaron un peso estimado de 630.36 gramos a las 6 semanas y 1408.55 gramos a las 16 semanas. Estos resultados muestran la efectividad del modelo en predecir el peso de los cuyes en base a variables como temperatura, humedad y tiempo como variables independientes para el modelo.

4.5 Implementación de una plataforma de crianza de cuyes que incorpora un algoritmo de predicción de peso desde la semana uno hasta la semana veinte.

Para llevar a cabo esta implementación, optamos por los servicios de Python Anywhere, una plataforma en la nube diseñada para alojar y ejecutar aplicaciones de Python. Se hicieron uso de dos servicios fundamentales:

- Entornos Python en la Nube (Python 2.7 y 3.x): Permiten la creación y configuración de entornos virtuales para la ejecución de código Python.
- Despliegue de Sitios Web: Este servicio proporciona hosting para aplicaciones web en Python, como Flask, Django, entre otros.

El dominio y la dirección web se ofrecen de manera gratuita para esta plataforma durante tres meses, con la opción de renovación y actualización. Puedes acceder a esta plataforma a través de la siguiente dirección: <http://franru.pythonanywhere.com/>.

Te invitamos a utilizar la dirección proporcionada para realizar pruebas de predicción. A continuación, te mostramos la interfaz de la aplicación web, que cuenta con dos columnas para ingresar datos. En la primera columna, encontrarás las variables obligatorias que deben introducirse, como el peso inicial (g) del cuy y el tiempo a predecir. En la segunda columna, se encuentran las variables opcionales, como la temperatura y la humedad.

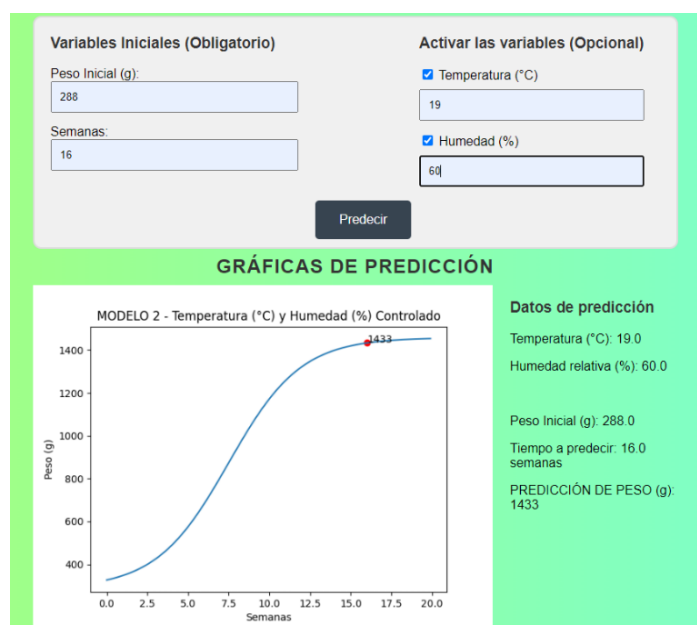


Figura 29: Las variables a considerar para la prueba 1 son: Peso Inicial(g), Semanas a predecir, Temperatura y Humedad Relativa de la jaula.

En la Figura 29, se aprecia el ingreso de las variables iniciales, tales como el Peso Inicial del cuy (288 gramos) y el periodo de prueba de 16 semanas. Además, introducimos variables opcionales, como la temperatura a 19 °C y la humedad relativa al 60%. El resultado de la predicción se visualiza en la gráfica de la Figura 29, que representa la función logarítmica y anticipa un peso de 1433 gramos para dicho periodo de prueba.

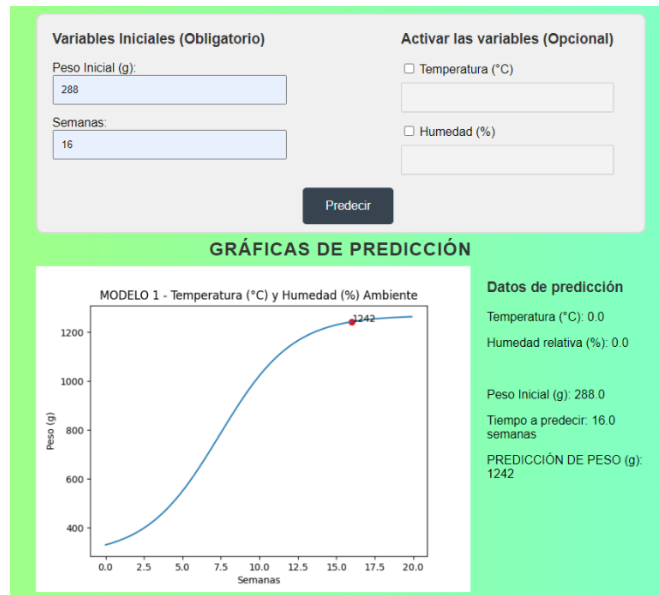


Figura 30: Las variables a considerar para la prueba 2 son: Peso Inicial(g), Semanas a predecir.

Mientras tanto se evidencia en la Figura 30, ingresamos solamente las variables iniciales que son obligatorias, que son el Peso Inicial (g) del cuy (288 gramos) y el tiempo de 16 semanas al que sometemos a prueba. El resultado de la predicción se refleja en la gráfica de la Figura 30, la cual representa la función logarítmica y predice un peso de 1242 gramos para ese periodo de prueba.

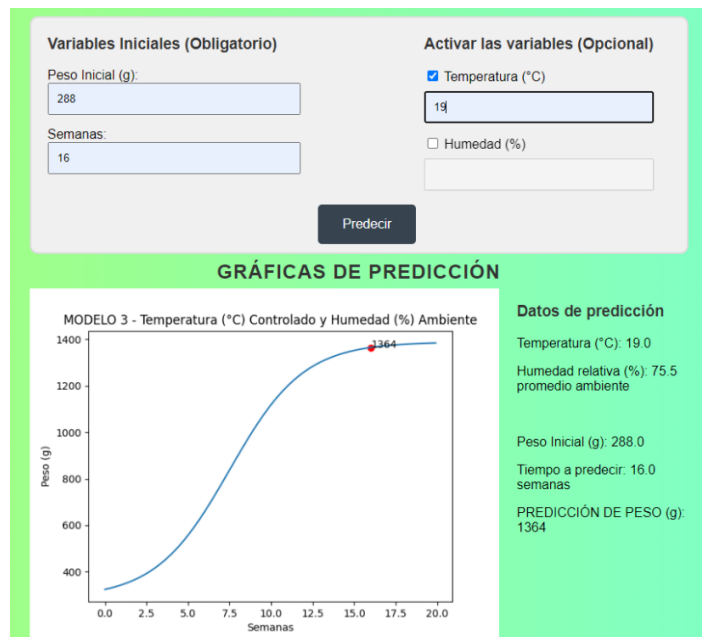


Figura 31: Las variables a considerar para la prueba 2 son: Peso Inicial(g), Semanas a predecir y Temperatura de la jaula.

En la prueba siguiente, introducimos tres variables, siendo dos obligatorias: el peso inicial de 288 gramos y el tiempo a predecir de 16 semanas. Además, incorporamos la temperatura de 19 °C. El resultado revela un peso obtenido durante el periodo de 1363 gramos. Es

importante destacar que en esta prueba también consideramos la humedad relativa, la cual se sitúa en un 75.5 %, basándonos en la humedad media del ambiente por defecto. Estos resultados podemos observar en la figura 31.

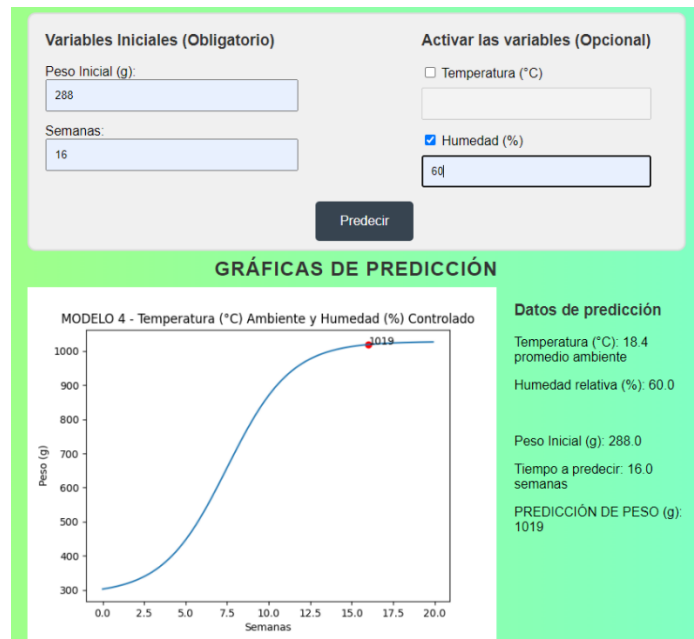


Figura 32: Las variables a considerar para la prueba 4 son: Peso Inicial(g), Semanas a predecir y Humedad Relativa de la jaula.

En la prueba siguiente, como se ilustra en la Figura 32, empleamos las tres variables de ingreso. Las dos obligatorias mantienen los mismos datos que la prueba anterior, y añadimos una variable opcional: la humedad relativa del 60%. Cabe destacar que la temperatura para esta prueba es de 18.4°C, siendo esta la temperatura media del ambiente por defecto.

A continuación, ingresamos todos los resultados de las pruebas anteriores en una tabla para facilitar la comprensión.

Tabla 13: Resultados de la aplicación web vs la experimentación (comparación y análisis de peso)

Resultados de predicción					
	Variables obligatorias		Variables opcionales		
	Peso Inicial (g)	Semanas (tiempo a predecir)	Temperatura de las jaulas (°C)	Humedad Relativa de Jaulas (%)	Predicción de peso (g)
Prueba 1	288 g	16	19	60	1433
Prueba 2	288 g	16	-	-	1242
Prueba 3	288 g	16	19	75.5 ambiente	1364
Prueba 4	288 g	16	18.4 ambiente	60	1019

Al examinar la Tabla 13, podemos inferir que, en las pruebas realizadas en la plataforma web, el peso inicial (288 g) y el tiempo (16 semanas) permanecen constantes en las cuatro instancias. Sin embargo, en cuanto a la temperatura y la humedad, en dos pruebas se emplean los mismos valores (19°C y 60%), mientras que en las dos restantes se utilizan los valores medios del ambiente, obtenidos mediante experimentación.

En cuanto a los resultados, la prueba 1, en la cual se controlan tanto la temperatura como la humedad del ambiente, arroja el mejor resultado con 1433 gramos. En contraste, la prueba 4, donde solo se controla la humedad, presenta el peor resultado con un peso de 1019 gramos.

CAPÍTULO V.

5. CONCLUSIONES y RECOMENDACIONES

5.1 Conclusiones:

- El control de temperatura y humedad en las jaulas de los cuyes tuvo un impacto positivo en el peso corporal. Los cuyes en la jaula 2 controlada las dos variables tuvieron el mayor incremento de peso, llegando a 1406g en promedio, pero también en la jaula 3 que fue controlado solamente la temperatura llegó a un peso de 1238.5 gramos en promedio, en comparación a la experimentación en la jaula 1 que es sin control de las variables ambientales que llegó a 1212 gramos en promedio, mientras tanto el resultado de la jaula 4 con control de humedad llega a 1009 gramos en promedio.
- El análisis estadístico mostró que no existen diferencias significativas entre los grupos experimentales. Sin embargo, la jaula controlada en temperatura y humedad tuvo los mejores resultados.
- La correlación entre las variables independientes (temperatura, humedad) y el peso no fue fuerte. Esto sugiere que hay otros factores no observados que también influyen.
- El modelo de regresión logística utilizado como técnica de machine learning tuvo un excelente ajuste y capacidad de predicción del peso de los cuyes en todas las jaulas.
- La plataforma web implementada permite predecir el peso futuro de los cuyes en base a las variables de entrada con un error aceptable.

5.2 Recomendaciones:

- Se recomienda implementar sistemas de control de temperatura y humedad en las jaulas de cuyes para mejorar su incremento de peso.
- Realizar más investigaciones controlando otras variables como la alimentación, otros sistemas y diseños de jaulas para entender mejor su efecto combinado en el peso.
- Utilizar los modelos de machine learning implementados para optimizar las condiciones de cría y maximizar el peso de los cuyes.
- Mejorar la plataforma web incluyendo los modelos de machine learning para más jaulas y permitir la predicción en tiempo real a través del protocolo IoT.
- Probar la plataforma a mayor escala con más usuarios y jaulas para validar su utilidad.
- Explorar el uso de otras técnicas y algoritmos de machine learning como puede ser redes neuronales y/o aprendizaje no supervisado y semi-supervisado para mejorar la precisión de las predicciones y abarcar más variables.
- Como último, debemos incluir consideraciones éticas sobre el cuidado y bienestar animal, para obtener mejores resultados.

6. BIBLIOGRAFÍA

- [1] M. D. Moscoso-Vásquez, E. A. Maxi-Maxi, P. C. Martínez-Suárez, y G. G. Reiván-Ortiz, «Diferencias en el comportamiento alimentario de *Cavia porcellus* determinadas por su sexo», *Rev. Científica Fac. Cienc. Vet.*, vol. XXXII, n.º single, pp. 1-7, may 2022, doi: 10.52973/rcfcv-e32110.
- [2] M. Moreta, «El cuy crece en la región central del Ecuador | Revista Líderes», *LIDERES*.
- [3] G. SÁEZ, «DETERMINACIÓN DE LOS SISTEMAS DE COMERCIALIZACIÓN DEL CUY Y SUS FORMAS DE CONSUMO EN LOS CANTONES DE GUAMOTE, COLTA Y RIOBAMBA DE LA PROVINCIA DE CHIMBORAZO», 2018, p. 109.
- [4] C. Sayay, «Evaluación de la calidad del cuy relleno elaborado con tres pastas cárnicas», 2019, p. 117.
- [5] M. Nuñez, «EFECTOS DE LA ALIMENTACIÓN MIXTA EN LOS CUYES (*Cavia porcellus*) CON PASTO SABOYA (*Panicum maximum*) Y BALANCEADO COMERCIAL EN LA ETAPA DE CRESIMIENTO - ENGORDE, DEPOSTE E INDUSTRIALIZACIÓN DE LA CARNE», *Abril 2021*, p. 148.
- [6] J. Rojas, «EFECTOS DE LA TEMPERATURA EN LA PRODUCCIÓN DE CUYES (*Cavia porcellus*)», 2019, p. 74.
- [7] W. R. O. Benavides y L. S. Gallo, «IMPLEMENTACIÓN DE GALPONES COMO ALTERNATIVA PARA TECNIFICAR Y AUMENTAR LA PRODUCCIÓN DEL CUY EN LAS GRANJAS DEL MUNICIPIO DE GUAITARILLA DEL DEPARTAMENTO DE NARIÑO », p. 56, 2021.
- [8] Cristina Márquez, «Alarma por alto índice de desnutrición infantil en Ecuador», *El Comercio*, agosto 2021.
- [9] V. N. Vargas García, «Desnutrición crónica infantil en la prensa digital del Ecuador: Un análisis de la calidad de contenidos en Primicias, GK, El Comercio y El Universo durante el cambio de gobierno», *UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ*, Quito, 2021.
- [10] A. L. Fradkov, «Early History of Machine Learning», *IFAC-Pap.*, vol. 53, n.º 2, pp. 1385-1390, 2020, doi: 10.1016/j.ifacol.2020.12.1888.
- [11] Y. Tang *et al.*, «A survey on machine learning models for financial time series forecasting», *Neurocomputing*, vol. 512, pp. 363-380, nov. 2022, doi: 10.1016/j.neucom.2022.09.003.
- [12] W. S. Vargas-Crispin, E. Montes-Raymundo, M. Castrejón-Valdez, y R. A. Hinojosa-Benavides, «Machine Learning como Herramienta para Determinar la Variación de los Recursos Hídricos», *Sci. Res. J. CIDI*, vol. 1, n.º 1, Art. n.º 1, jul. 2021, doi: 10.53942/srjcdi.v1i1.46.
- [13] J. I. O. Merino, «MODELO PREDICTIVO APLICANDO ALGORITMOS DE MACHINE LEARNING PARA LA PRODUCCIÓN LECHERA EN LA HACIENDA EL PRADO, DEL INSTITUTO AGROPECUARIO SUPERIOR ANDINO (IASA)», ene. 2023.

- [14] Vanesa Verlanga Silverte y Ruth Vila Baños, «Cómo obtener un Modelo de Regresión Logística Binaria con SPSS», *Univ. Barc.*, p. 14, 2020.
- [15] A. Carrasquilla-Batista *et al.*, «Regresión lineal simple y múltiple: aplicación en la predicción de variables naturales relacionadas con el crecimiento microalgal», *Rev. Tecnol. En Marcha*, vol. 29, pp. 33-45, dic. 2016, doi: 10.18845/tm.v29i8.2983.
- [16] M. Rojas, «Machine Learning: análisis de lenguajes de programación y herramientas para desarrollo - ProQuest», *Rev. Ibérica Sist. E Tecnol. Inf.*, p. 17, nov. 2020.
- [17] J. Daldin y D. Chupin, «World animal review revue mondiale de zootechnie revista mundial de zootecnia», p. 150, 2020.
- [18] M. Quintuña y M. Esteban, «Evaluación de parámetros zootécnicos a distintas edades del destete en engorde de cobayos (*Cavia porcellus*)», p. 91, mar. 2019.
- [19] G. A. G. Lata, «“EVALUACIÓN DE DIFERENTES NIVELES DE HARINA DE *Pennisetum violaceum* (MARALFALFA) EN LA ELABORACIÓN DE BLOQUES NUTRICIONALES Y SU UTILIZACIÓN EN LA ALIMENTACIÓN DE CUYES EN LA ETAPA DE CRECIMIENTO Y ENGORDE”», p. 103, 2019.
- [20] FAO - ROMA, «MEJORANDO LA NUTRICIÓN A TRAVÉS DE HUERTOS Y GRANJAS FAMILIARES».
- [21] D. Acosta, «Instructores en Nariño buscan mejorar la genética del cuy», Pasto - Nariño, feb. 2019.
- [22] C. Peña, *Arduino IDE: Domina la programación y controla la placa*. RedUsers, 2020.
- [23] Ricardo Valdez Gonzaga, Lizeth Guadalupe Vega Sierra, y Fernando Montes de Oca Martínez, «Arduino, Sensores y Actuadores», UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE ESTADO DE HIDALGO (UAED).
- [24] Eva del Amo, «>> ¿Qué es un calefactor? Tipos, Ventajas y desventajas».
- [25] Alana Biggers, «5 usos del humidificador: beneficios y riesgos».
- [26] Odar Rivera y Stalin Mijail, «Uso de celdas termoeléctricas Peltier para la generación de frío en una termo porta vacunas de 1,7 litros», Chiclayo - Perú, 2020.
- [27] B. Mahesh, «Machine Learning Algorithms -A Review», p. 7, ene. 2019, doi: 10.21275/ART20203995.
- [28] P. M. R. Chonlón, «TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE LICENCIADA EN ADMINISTRACIÓN EN TURISMO Y HOTELERÍA», p. 145.

7. ANEXOS

7.1 Diseño y construcción de las jaulas.

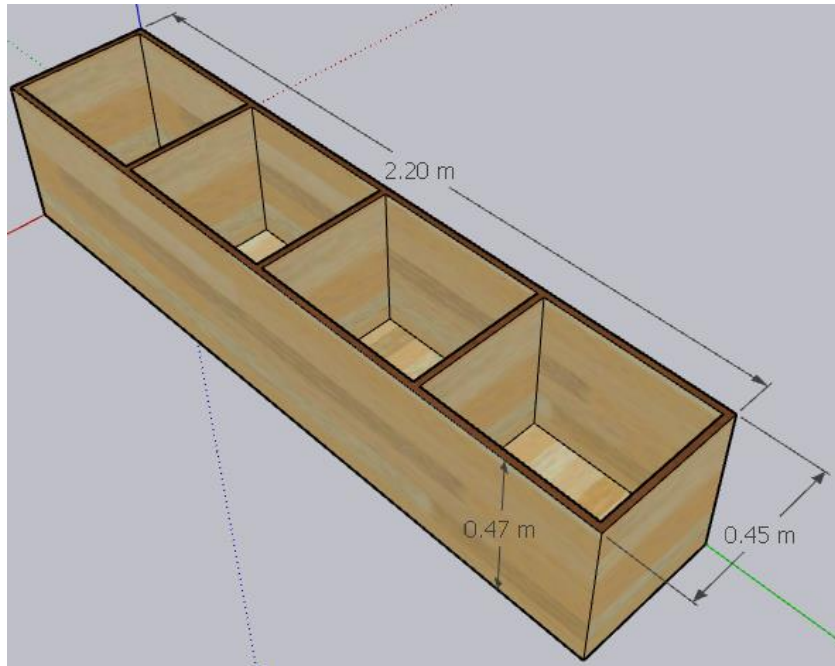


Figura 33: Diseño 3D de las jaulas, realizado en SketchUp

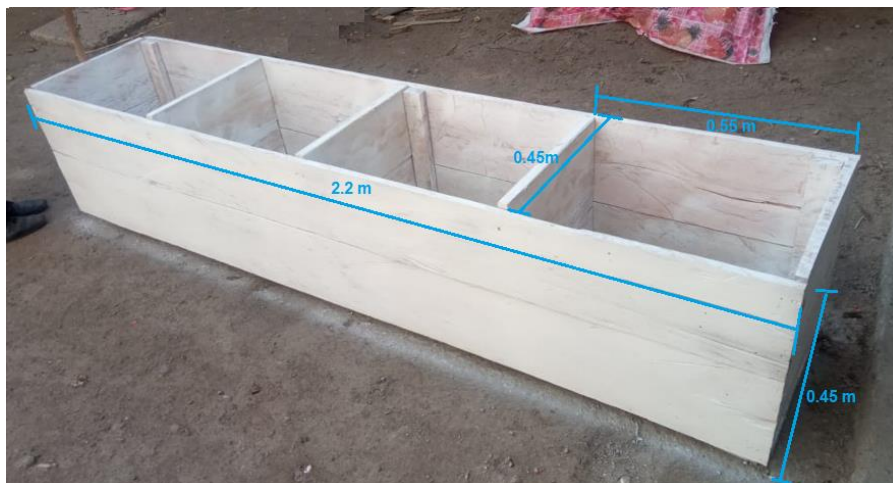


Figura 34: Construcción de las jaulas con madera.

7.2 Implementación del sistema de control.



Figura 35: Implementación y prueba del sistema de control.

7.3 Adquisición y análisis de datos



Figura 36: a) Jaula con control de temperatura y humedad, b) Jaula 4 con control de humedad y con temperatura ambiente.

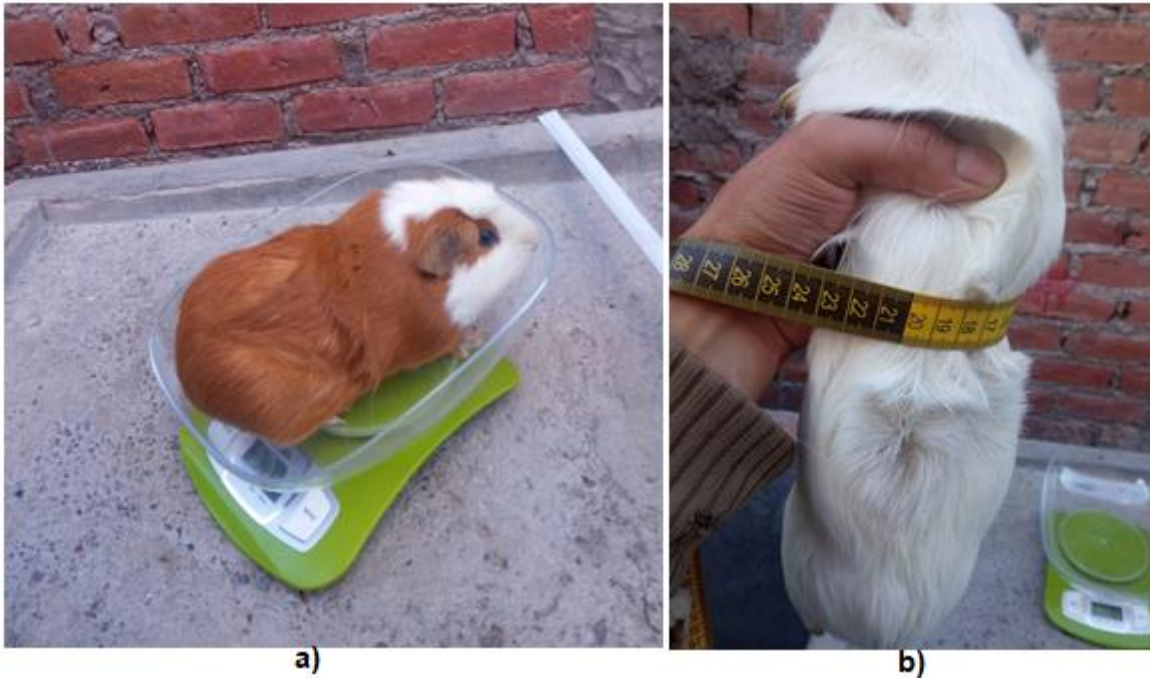


Figura 37: a) Recolección de datos de peso, b) Recolección de radio torácico

JAULA 1 Peso Cuyes 1 - 2		
	Cuye 1	Cuye 2
Semana 1	309	291
Semana 2	385	340
Semana 3	451	354
Semana 4	556	416
Semana 5	760	492
Semana 6	787	567
Semana 7	810	719
Semana 8	850	805
Semana 9	930	890
Semana 10	1016	950
Semana 11	1154	974
Semana 12	1195	982
Semana 13	1245	992
Semana 14	1320	1011
Semana 15	1318	1147

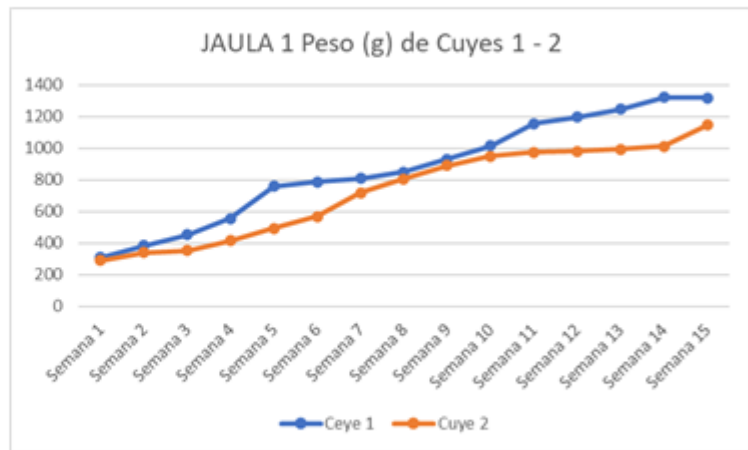
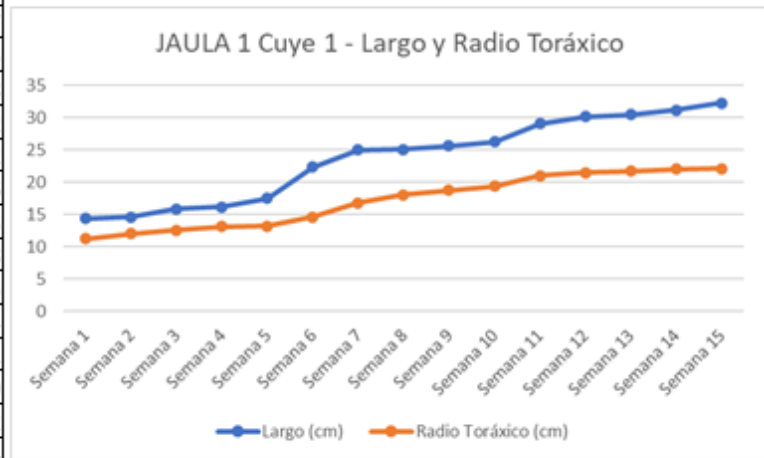


Figura 38: a) Datos recolectados del peso de la Jaula 1, b) Comportamiento gráfico de los datos.

JAULA 1 Cuye 1 - Largo y Radio Torácico

	Largo (cm)	Radio Torácico (cm)
Semana 1	14.4	11.27
Semana 2	14.6	12.05
Semana 3	15.86	12.58
Semana 4	16.2	13.12
Semana 5	17.51	13.2
Semana 6	22.4	14.6
Semana 7	25	16.85
Semana 8	25.1	18.08
Semana 9	25.64	18.75
Semana 10	26.3	19.4
Semana 11	29.07	21
Semana 12	30.21	21.49
Semana 13	30.5	21.72
Semana 14	31.21	22.04
Semana 15	32.3	22.11

a)



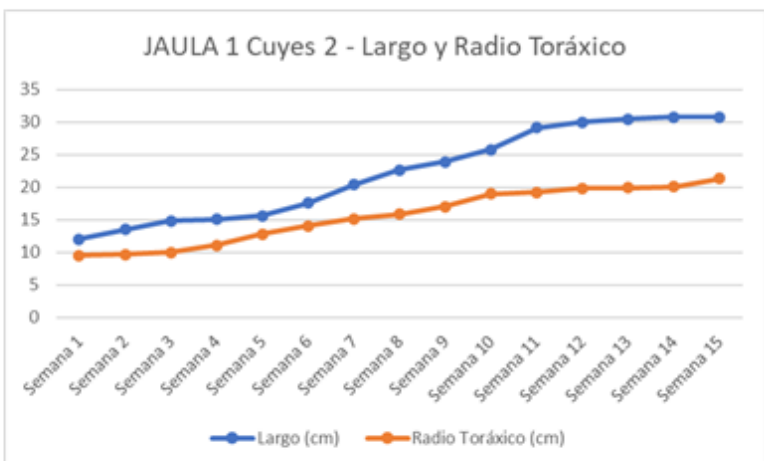
b)

Figura 39: a) Datos de largo y radio torácico del cuye 1, b) Representación gráfica de los datos del cuye 1

JAULA 1 Cuye 2 - Largo y Radio Torácico

	Largo (cm)	Radio Torácico (cm)
Semana 1	12.03	9.52
Semana 2	13.54	9.7
Semana 3	14.86	10.02
Semana 4	15.07	11.12
Semana 5	15.62	12.8
Semana 6	17.58	14.08
Semana 7	20.39	15.12
Semana 8	22.68	15.82
Semana 9	23.91	17.04
Semana 10	25.79	18.95
Semana 11	29.11	19.21
Semana 12	30.02	19.84
Semana 13	30.42	19.9
Semana 14	30.8	20.05
Semana 15	30.81	21.3

a)



b)

Figura 40: a) Datos de largo y Radio Torácico del cuye 2, b) Representación gráfica del cuye 2 de la jaula 1.

7.4 Entrenamiento e implementación de modelo de Machine Learning

```
Fun_no_linal > J1_func_modelo.py > ...
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
3
4 # Definir la fórmula de peso
5 def calcular_peso(semana):
6     a =260
7     b =980
8     k =0.42
9     return a + b / (1 + np.exp(-k * (semana - 7.4)))
10
11 # Crear datos de semanas (por ejemplo, de 1 a 15)
12 semanas = np.arange(1, 16)
13
14 # Calcular los pesos correspondientes a las semanas
15 pesos = [calcular_peso(semana) for semana in semanas]
16
17 # Agregar los puntos proporcionados
18 semanas_puntos = [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15]
19 pesos_puntos = [300, 362.5, 402.5, 486, 626, 677, 764.5, 827.5, 910, 983, 1064, 1088.5,
20
21 # Crear el gráfico
22 plt.figure(figsize=(10, 6))
23 plt.plot(semanas, pesos, label='Fórmula de Peso', marker='o', linestyle='-')
24 plt.scatter(semanas_puntos, pesos_puntos, color='red', label='Puntos')
25 plt.title('Gráfico de Peso en Función de las Semanas')
26 plt.xlabel('Semana')
27 plt.ylabel('Peso (g)')
28 plt.legend()
29 plt.grid(True)
30
31 # Mostrar el gráfico
32 plt.show()
```

Figura 41: Algoritmo de entrenamiento en Python para el modelo de Machine Learning.

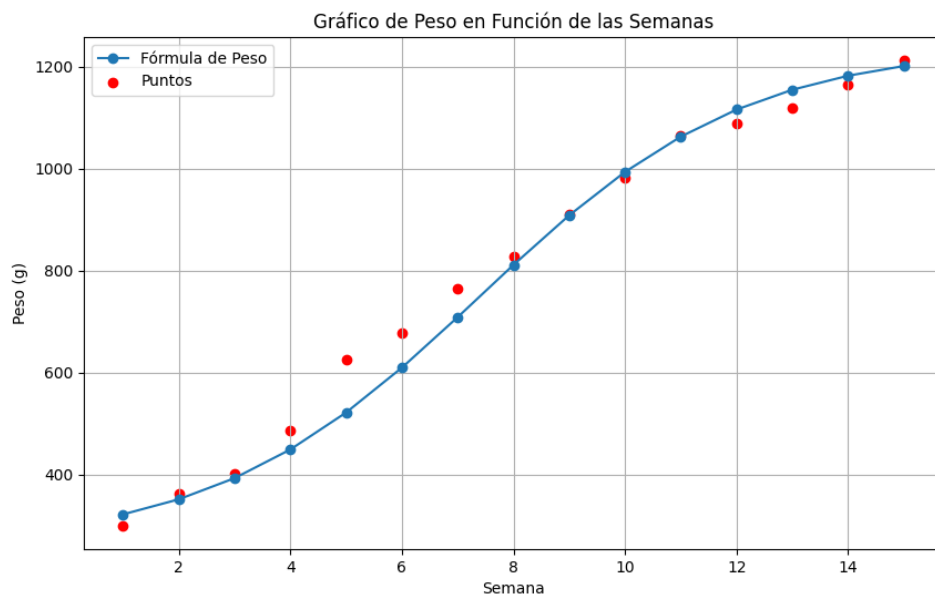


Figura 42: Modelo de regresión no lineal (función logística) del modelo.

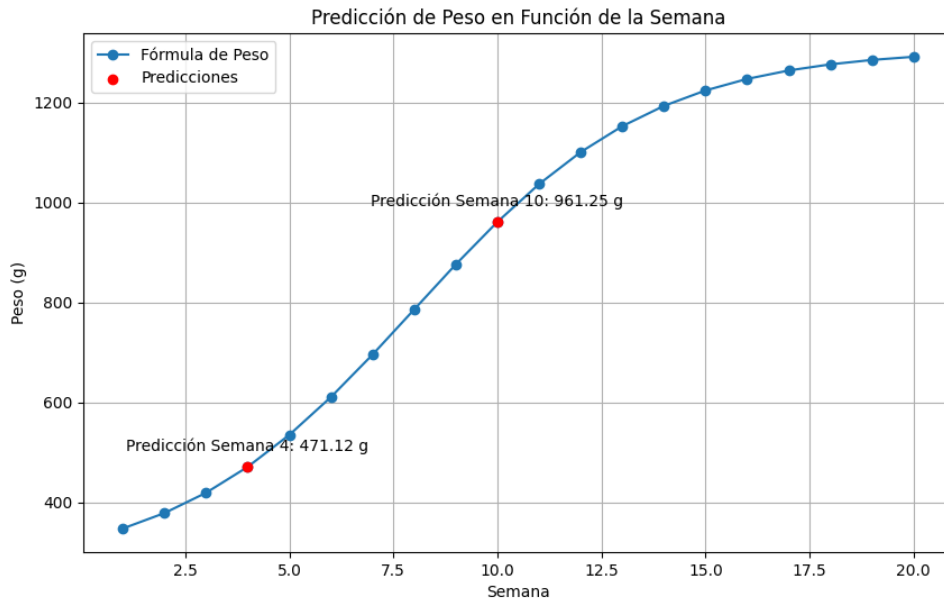


Figura 43: Predicción del modelo utilizando Machine Learning.

7.5 Implementación de la plataforma para predecir el peso de los cuyes



Figura 44: a) Plataforma web de predicción de peso ejecutada en móvil, b) Plataforma ejecutada en PC.