



**UNAP**



**FACULTAD DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E  
INFORMÁTICA**

**MAESTRÍA EN INGENIERÍA DE SISTEMAS CON MENCIÓN  
EN GERENCIA DE TECNOLOGÍA DE LA INFORMACIÓN Y  
GESTIÓN DEL SOFTWARE**

**APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA RECONOCIMIENTO  
DE LA ESPECIE CAMU CAMU (*Myrciaria Dubia*) A TRAVÉS  
DE REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES, EN  
IQUITOS PERÚ, DURANTE EL AÑO 2017**

**TESIS PARA OBTAR EL GRADO ACADEMICO DE  
MAESTRO EN INGENIERIA DE SISTEMAS**

**AUTOR (es):**

**Alejandro Reátegui Pezo.**

**Manuel Amadeo Velasco Meléndez.**

**ASESOR: Mgr. Isaac Ocampo Yahuarcani**

**Mgr. Carlos Alberto Garcia Cortegano**

**IQUITOS – PERÚ**

**2018**



**UNAP**



**FACULTAD DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E  
INFORMÁTICA**

**MAESTRÍA EN INGENIERÍA DE SISTEMAS CON MENCIÓN  
EN GERENCIA DE TECNOLOGÍA DE LA INFORMACIÓN Y  
GESTIÓN DEL SOFTWARE**

**APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA RECONOCIMIENTO  
DE LA ESPECIE CAMU CAMU (*Myrciaria Dubia*) A TRAVÉS  
DE REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES, EN  
IQUITOS PERÚ, DURANTE EL AÑO 2017**

**TESIS PARA OBTAR EL GRADO ACADEMICO DE  
MAESTRO EN INGENIERIA DE SISTEMAS**

**AUTOR (es):**

**Alejandro Reátegui Pezo.**

**Manuel Amadeo Velasco Meléndez.**

**ASESOR: Mgr. Isaac Ocampo Yahuarcani**

**Mgr. Carlos Alberto Garcia Cortegano**

**IQUITOS – PERÚ**

**2018**



**UNAP**

*Escuela de Postgrado "JOSÉ TORRES VÁSQUEZ"  
Oficina de Asuntos Académicos*



**ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS**  
**079-2018-OAA-EPG-UNAP**

Con **Resolución Directoral N° 1224-2018-EPG-UNAP**, se autoriza la sustentación de la tesis: "APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA RECONOCIMIENTO DE LA ESPECIE CAMU CAMU (*Myrciaria Dubia*), A TRAVÉS DE REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES, EN IQUITOS PERU, DURANTE EL AÑO 2017", designando como jurados a los siguientes profesionales:

Mgr. Rafael Vilca Barbarán  
Mgr. Juan Manuel Verme Insúa  
Mgr. José Edgar García Díaz

Presidente  
Miembro  
Miembro

A los Veintiocho días del mes de Diciembre de 2018, a horas 03:00 p.m., en el Auditorio de la Escuela de Postgrado de la Universidad Nacional de la Amazonía Peruana, se constituyó el Jurado Evaluador y dictaminador, para presenciar y evaluar la sustentación de la tesis: "APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA RECONOCIMIENTO DE LA ESPECIE CAMU CAMU (*Myrciaria Dubia*), A TRAVÉS DE REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES, EN IQUITOS PERU, DURANTE EL AÑO 2017" presentado por los señores **Alejandro Reátegui Pezo** y **Manuel Amadeo Velasco Meléndez**, como requisito para optar el Grado Académico de **Maestro en Ingeniería de Sistemas con mención en Gerencia de la Información y Gestión de software**, que otorga la UNAP de acuerdo a la Ley Universitaria N° 30220 y el Estatuto de la Universidad Nacional de la Amazonía Peruana.

Después de haber escuchado la sustentación y luego de formuladas las preguntas, éstas fueron:

.....  
ABSUELTAS  
.....

El Jurado, después de la deliberación correspondiente en privado, llegó a las siguientes conclusiones, la sustentación es:

1. Aprobado como: a) Excelente ( ) b) Muy bueno ( ) c) Bueno (X)  
2. Desaprobado: ( )

Observaciones : NINGUNA  
.....  
.....  
.....

A Continuación, el Presidente del Jurado, da por concluida la sustentación, siendo las 16:30 p.m. del Veintiocho de Diciembre del 2018; con lo cual, se le declara a los sustentantes APTOS para recibir el Grado Académico de **Maestro en Ingeniería de Sistemas con mención en Gerencia de la Información y Gestión de software**.

Mgr. Rafael Vilca Barbarán  
**Presidente**

Mgr. Juan Manuel Verme Insúa  
**Miembro**

Mgr. José Edgar García Díaz  
**Miembro**

TESIS APROBADA EN SUSTENTACIÓN PÚBLICA EL DÍA 28 DE  
DICIEMBRE DE 2018, EN EL AUDITORIO DE LA ESCUELA DE POST  
GRADO DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE LA AMAZONIA  
PERUANA.



---

MGR. RAFAEL VILCA BARBARAN

Presidente



---

MGR. JUAN MANUEL VERME INSUA

Miembro



---

MGR. JOSÉ EDGAR GARCÍA DÍAZ

Miembro



---

MGR. ISAAC OCAMPO YAHUARCANI

Asesor



---

MGR. CARLOS ALBERTO GARCÍA CORTEGANO

Asesor

## **DEDICATORIA**

Llegaste cuando mas te necesitaba,  
Luz en mis noches tormentosas,  
Sol en mi alma fría,  
Alegría en mi tristeza,  
Sonrisas en mi parquedad,  
Esperanza en mi desaliento,  
Marita, para mi tu nombre encierra  
El todo de la vida y el amor.

## **DEDICATORIA**

A Dios todopoderoso por concederme  
la vida, la salud y la fortaleza para  
seguir adelante, por guiarme en el  
buen camino y no dejarme solo en  
ningún momento.

A mi madre Marly por todo su apoyo  
incondicional, por tener paciencia y  
tolerancia de confiar en mi.

Mi padre por enseñarme que todo es  
posible si se desea, por su apoyo y  
comprensión.

A Manuel Alejandro, mi hijo, por ser  
mi orgullo, mi gran motivación. Hijo  
mío libras mi mente de todas las  
adversidades que se me presentan y me  
impulsas a superarme cada día en el  
objetivo de ofrecerte siempre lo mejor.

A la memoria de mis abuelos Pablo y  
Mercedes por sus enseñanzas, sus  
apoyos y regalarme lod mejores  
recuerdos de mi vida.

## **RECONOCIMIENTO**

Al Doctor Antonio Pasquel Ruiz, Rector de la Universidad Nacional de la Amazonia Peruana (UNAP) en el periodo 2009 al 2014, quien dio facilidades a los docentes de la Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática (FISI) de la UNAP para poder seguir esta maestría y a los bachilleres Lelis Antony Saravia Llaja, Angela Milagros Núñez Satalaya y Rodolfo Cárdenas Vigo por su apoyo en el desarrollo de esta tesis.

**APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA RECONOCIMIENTO DE LA  
ESPECIE CAMU CAMU (Myrciaria Dubia) A TRAVÉS DE REDES  
NEURONALES CONVOLUCIONALES, EN QUITOS PERÚ, DURANTE  
EL AÑO 2017.**

**Ing. Alejandro Reategui Pezo**

**Ing. Manuel Amadeo Velasco Melendez**

**RESUMEN**

La presente investigación se realizó dado la incertidumbre en el reconocimiento de especies de la flora, un problema bastante común y nocivo para la selva amazónica, debido a que por la poca existencia de expertos en el reconocimiento de la floresta, trae como consecuencia la pérdida de biodiversidad, es por ello que esta tesis tuvo como objetivo la implementación de un software, creado a partir del uso de técnicas de redes neuronales Convolucionales, que permita el reconocimiento de plantas de Camu Camu a partir de sus hojas, para lo cual la metodología utilizada fue de tipo aplicativo tecnológica con diseño experimental, teniendo en cuenta un banco de 2800 imágenes para los procesos de entrenamiento, validación y pruebas de uso (1400 imágenes de Camu Camu y 1400 imágenes diferentes al Camu Camu). Logrando el 100% para el caso Sensibilidad y 97% para el caso de Especificidad, demostrando de esa manera la eficiencia tanto en la implementación del uso del software como en el uso de la red neuronal convolucional en las etapas de entrenamiento y validación; por último, se aceptó la hipótesis de investigación: “El software de reconocimiento de Camu Camu, hecho a partir de técnicas de redes neuronales Convolucionales, será una herramienta efectiva para la identificación de plantas de Camu Camu”.

**Palabras Claves:** Implementación Software, Red Neuronal Convolucional, Camu Camu

**COMPUTER APPLICATION FOR RECOGNITION OF THE CAMU  
CAMU SPECIES (Myrciaria Dubia) THROUGH CONVOLUTIONAL  
NEURAL NETWORKS, IN IQUITOS PERU, DURING THE YEAR 2017.**

**Ing. Alejandro Reategui Pezo**

**Ing. Manuel Amadeo Velasco Melendez**

**ABSTRACT**

The present investigation was carried out given the uncertainty in the recognition of species of the flora, a quite common and harmful problem for the Amazon rainforest, due to the fact that due to the little existence of experts in the recognition of the forest, it results in the loss of biodiversity, this is why this thesis was aimed at the implementation of software, created from the use of convolutional neural network techniques, which allows the recognition of Camu Camu plants from their leaves, for which the methodology used It was of technological application type with experimental design, taking into account a bank of 2800 images for the processes of training, validation and use tests (1400 images of Camu Camu and 1400 images different from Camu Camu). Achieving 100% for the Sensitivity case and 97% for the Specificity case, demonstrating in this way the efficiency in the implementation of the software use and in the use of the convolutional neuronal network in the training and validation stages; Finally, the research hypothesis was accepted: "The Camu Camu recognition software, made from convolutional neural network techniques, will be an effective tool for the identification of Camu Camu plants".

**Key Words:** Software Implementation, Convolutional Neural Network, Camu Camu.



## ÍNDICE DE CONTENIDOS

DEDICATORIA.....	v
RECONOCIMIENTO.....	vi
RESUMEN.....	vii
ABSTRACT.....	viii
ÍNDICE DE CONTENIDOS.....	ix
ÍNDICE DE CUADROS.....	xiii
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xiv
CAPÍTULO I.....	1
1.1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.2. PROBLEMAS DE INVESTIGACIÓN.....	2
1.2.1. Problemas Específicos.....	2
1.3. OBJETIVOS.....	3
1.3.1. Objetivo General.....	3
1.3.2. Objetivos Específicos.....	3
CAPÍTULO II.....	4
2.1. MARCO TEÓRICO.....	4
2.1.1. Antecedentes.....	4
2.1.2. Bases Teóricas.....	14
2.1.2.1. Procesamiento de imágenes digitales.....	14
2.1.2.1.1. Imágenes Digitales.....	14
2.1.2.1.2. Resolución.....	14
2.1.2.1.3. Sistemas de Visión artificial.....	15
2.1.2.1.4. Clasificación de imágenes.....	16
2.1.2.1.5. ¿Qué es un patrón?.....	17
2.1.2.2. Redes Neuronales Artificiales.....	18
2.1.2.2.1. Neurocomputación.....	20
2.1.2.2.2. Neurona Biológica.....	21
2.1.2.2.3. Neurona Artificial.....	22
a) Clasificación de las RNA según conexiones.....	23
b) Características de las redes neuronales artificiales.....	24

c)	Principales aplicaciones de las RNA .....	24
d)	Funcionamiento de una neurona artificial.....	24
e)	El aprendizaje en las redes neuronales artificiales.....	25
f)	Arquitectura de una Red Neuronal.....	25
2.1.2.2.4.	Redes Neuronales Convolucionales .....	26
a)	Funcionamiento de una CNN: .....	27
b)	Arquitectura de una CNN.....	31
2.1.2.3.	Sobre la especie Camu Camu (Myrcia Dubia). .....	31
2.1.2.3.1.	Beneficios del Camu Camu.....	32
2.1.2.3.2.	Composición Química. ....	33
2.1.2.3.3.	Usos del Camu Camu.....	33
2.1.3.	Marco Conceptual.....	34
2.2.	DEFINICIONES OPERACIONALES.....	35
2.2.1.	Variables. ....	35
2.3.	HIPÓTESIS.....	38
2.3.1.	Hipótesis de Investigación. ....	38
2.3.2.	Hipótesis Nula. ....	38
CAPÍTULO III	.....	39
3.1.	METODOLOGÍA.....	39
3.1.1.	Método de investigación.....	39
3.1.2.	Diseños de investigación.....	39
3.1.2.1.	Población y muestra .....	39
3.1.3.	Técnicas e instrumentos.....	40
3.1.4.	Procedimientos de recolección de datos .....	41
3.1.5.	Técnicas de procesamiento y análisis de datos .....	41
3.1.6.	Protección de los derechos humanos .....	41
3.1.6.1.	Relevancia .....	42
3.1.6.2.	Aporte Multidisciplinario .....	42
CAPÍTULO IV	.....	43
4.1	RESULTADOS .....	43
4.1.1.	Entrenamiento de la Red Neuronal .....	44
4.1.2.	Validación de la Red Neuronal.....	46

4.1.3. Pruebas de uso del software.....	48
4.2. CONTRASTACION DE LA HIPOTESIS .....	50
CAPÍTULO V .....	51
5.1 DISCUSIÓN.....	51
CAPÍTULO VI.....	54
PROPUESTA:.....	54
1.    Generalidades .....	54
2.    Objetivos de la Propuesta.....	55
2.1.    Objetivo General .....	55
2.2.    Objetivos Específicos.....	55
3.    Justificación.....	55
4.    Indicadores de la Propuesta.....	56
5.    Detalle de la Propuesta .....	56
6.    Mejoras de la Propuesta respecto a el trabajo de Tesis .....	58
7.    Viabilidad de la Propuesta .....	58
CAPÍTULO VII.....	60
7.1. CONCLUSIONES.....	60
7.1.1.    Conclusion General .....	60
7.1.2.    Conclusiones Especificas.....	60
7.1.3.    Conclusiones sobre la Hipótesis de la Investigación.....	60
CAPÍTULO VIII.....	62
8.1. RECOMENDACIONES.....	62
CAPÍTULO IX .....	64
9.1. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	64
ANEXOS.....	69
Anexo N°01: Matriz de Consistencia .....	70
Anexo N°02. Formato de Observación y Validez de Instrumentos .....	71
Anexo N°03: Formato de Observación N°01 .....	72
Anexo N°04: Formato de Observación N°02.....	73
Anexo N°05: Formato de Observación N°03.....	74
Anexo N°06: Formato de Observación N°04.....	75
Anexo N°07: Formato de Observación N°05.....	118

Anexo N°08. Formato de Validez y Confiabilidad de Instrumento .....	120
Anexo N°09. Validez del Instrumento de Investigación .....	121
JUICIO DE EXPERTO .....	121
Anexo N°10. Validez del Instrumento de Investigación .....	122
JUICIO DE EXPERTO .....	122
Anexo N°11. Validez del Instrumento de Investigación .....	123
JUICIO DE EXPERTO .....	123
Anexo N°12. Validez del Instrumento de Investigación .....	124
JUICIO DE EXPERTO .....	124
Anexo N°13. Validez del Instrumento de Investigación .....	125
JUICIO DE EXPERTO .....	125
ANEXO N° 14:.....	126
DOCUMENTACION DE LA APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA	
RECONOCIMIENTO DE LA ESPECIE CAMU CAMU .....	126
ANEXO N° 15 .....	145
MANUAL DE USUARIO DE LA APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA	
RECONOCIMIENTO DE LA ESPECIE CAMU CAMU. ....	145
ANEXO N° 16.....	149
ALGORITMO DE LA RED NEUONAL CONVOLUCIONAL .....	149
PROCESO DE UNA RED NEURONAL CONVOLUCIONAL .....	149

## ÍNDICE DE CUADROS

Tabla 1. Indicadores e índices de la Variable Independiente (X).....	36
Tabla 2. Indicadores e índices de la Variable Dependiente (Y).....	37
Tabla 3. Indicadores por cada operación para procesamiento de datos.....	41
Tabla 4. Presentacion desagregada del Banco de Hojas .....	43
Tabla 5. Tabla de Entrenamiento de la Red Neuronal.....	45
Tabla 6. Tabla de Validacion de la Red Neuronal.....	47
Tabla 7. Tabla de Pruebas de uso del Software.....	49
Tabla 8. Resumen del Calculo del Indice de Sensibilidad y Especificidad.....	50
Tabla 9. Indicadores de la Propuesta .....	56

## ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1. Proceso de Visión artificial .....	15
FIGURA 2. Ejemplo de organización de una CNN .....	27
FIGURA 3. Ejemplo de la capa CONV de una CNN.....	27
FIGURA 4. Ejemplo de la función de activación de una CNN .....	28
FIGURA 5. Ejemplo de la operación de reducción de una CNN.....	28
FIGURA 6. Ejemplo del entrenamiento por capa de una CNN .....	29
FIGURA 7. Ejemplo de la arquitectura de una CNN .....	31

# CAPÍTULO I

## 1.1. INTRODUCCIÓN

El aprovechamiento de los recursos naturales del bosque destaca como una actividad transversal en la Amazonía peruana. Los diversos tipos de aprovechamiento del bosque vienen generando efectos negativos que afectan a las diversas especies, entre estas actividades destacan actividades legales como la agroindustria, monocultivos, comercialización de productos del bosque, así como actividades ilegales como la tala ilegal, tráfico de especies en peligro de extinción, pérdida de biodiversidad, comercialización y exportaciones de productos del bosque. Gran parte de estas actividades impulsa la degradación de muchas hectáreas del bosque, muchas veces innecesarias, los extractores o intervinientes extraen los recursos antes de poseer las certezas sobre las especies o los volúmenes extraídos.

Actualmente los mecanismos de control del aprovechamiento de especies de la flora son muy limitados (selección de especies, extracción forestal, cosecha, etc). El reconocimiento de las especies es un proceso que requiere de expertos botánicos que mayormente es complicado conseguir por sus escasas y sus altos costos, esto a la larga favorece las actividades ilegales.

La agroindustria es una actividad económica basada en diversos productos del bosque entre los que destaca el Camu Camu (*Myrciaria dubia*), el Camu Camu destaca en su importancia económica pues es una de las frutas con mayor contenido de vitamina C, esta fruta es utilizada como fuente de vitamina C, y también es masivamente utilizada para refrescos, jugos, helados, cosméticos, y como parte de otras medicinas.

En este trabajo se ha priorizado las cadenas de valor relacionada al Camu Camu, por su importancia económica y por su relevancia como alimento y medicina en el departamento de Loreto. La idea es generar una herramienta informática, que en el mejor grado posible, realice el proceso de

reconocimiento de las hojas de la especie Camu Camu, con la misma calidad y precisión que los expertos botánicos. Así mismo se ha generado una propuesta, con la que esta herramienta debería ser la base para generar un servicio público basado en el procesamiento de imágenes, para ese caso ya incorporando mayor cantidad de especies de la flora amazónica.

Se ha planteado como problema de investigación lo siguiente: ¿En qué medida el software de reconocimiento de plantas de Camu Camu, creada a partir del uso de técnicas de redes neuronales convolucionales, será un instrumento efectivo para el reconocimiento de plantas de Camu Camu?

## **1.2. PROBLEMAS DE INVESTIGACIÓN**

¿En qué medida el software de reconocimiento de plantas de Camu Camu, creada a partir del uso de técnicas de redes neuronales convolucionales, será un instrumento efectivo para el reconocimiento de plantas de Camu Camu?

### **1.2.1. Problemas Específicos**

- ¿Cómo es la evaluación de la eficiencia de la Implementación y uso del software a partir de la Sensibilidad y Especificidad en las pruebas de reconocimiento de plantas de Camu Camu a través de sus hojas?
- ¿Cómo es la evaluación de la eficiencia en el uso de Redes Neuronales Convolucionales a partir de la Sensibilidad y Especificidad para Reconocimiento de plantas de Camu Camu a través de sus hojas?



### **1.3. OBJETIVOS**

#### **1.3.1. Objetivo General**

Implementar un software, creado a partir del uso de técnicas de redes neuronales Convolucionales, que permita el reconocimiento de plantas de Camu Camu a partir de las hojas.

#### **1.3.2. Objetivos Específicos**

- Evaluar la eficiencia de la Implementacion y uso del software a partir de la Sensibilidad y Especificidad en las pruebas de reconocimiento de plantas de Camu Camu a través de sus hojas.
- Evaluar la eficiencia en el uso de Redes Neuronales Convolucionales a partir de la Sensibilidad y Especificidad para Reconocimiento de plantas de Camu Camu a través de sus hojas.

## CAPÍTULO II

### 2.1.MARCO TEÓRICO

#### 2.1.1. Antecedentes

Se han recopilado 200 trabajos relacionados a redes neuronales y clasificación de imágenes de acuerdo a las formas, así como experiencias relacionadas a especies de la flora. De todos ellos se han seleccionado el siguiente listado, de acuerdo a procesos y los métodos parecidos tomados en cuenta para efectos de este trabajo.

- Picaso (2018) explica en su proyecto de tesis de maestría titulado “Redes neuronales convolucionales profundas para el reconocimiento de emociones en imágenes”, que ha estudiado el comportamiento del tipo de red neuronal convolucional con la búsqueda de emociones en imágenes de caras humanas, se han usado y contrastado diferentes DCNNs que han funcionado bien en otros ámbitos, y se han mejorado los resultados. Para lo que se ha utilizado una base de datos de reciente aparición denominada RAF-DB, la cual está compuesta por 15, 339 imágenes de caras descargadas de internet totalmente clasificadas. También se han buscado otros conjuntos de datos como son CK + y las usadas para el reconocimiento de expresiones en el reto ICML 2013 (FER2013), y sin realizar ningún ajuste sobre las redes previamente entrenadas, se han comprobado su comportamiento, y finalmente se ha desarrollado una aplicación móvil que puede usar cualquiera de las redes entrenadas como ejemplo de uso.
- Abarca (2018) en su documento de tesis titulado “Diseño de un modelo algorítmico basado en visión computacional para la detección y clasificación de retinopatía diabética en imágenes retinográficas digitales”, comprendió el desarrollo de un modelo

algorítmico para poder detectar y clasificar la enfermedad. Las características clínicas utilizadas son los microaneurismas, exudados y hemorragias. Se utilizó una base de datos pública de imágenes retinográficas y un clasificador SVM. El vector de características que se utilizó fue: área, color, número de características presentes. Para el desarrollo del algoritmo se utilizó C++ con OpenCV. Como resultado final de este proyecto se logró una sensibilidad del 90.17%; especificidad del 96.72% y precisión del 95.08%.

- Microsoft Azure (2018) en su página web describe un sistema de clasificación de imágenes usando una red neuronal convolucional con 50 niveles ocultos, entrenada previamente con 350 000 imágenes en un conjunto de datos ImageNet para generar características visuales de las imágenes quitando la última capa de red. Estas características se usan después para entrenar un árbol de decisión ampliado con el fin de clasificar la imagen como “correcta” o “incorrecta”, y la puntuación final se lleva a cabo en máquinas perimetrales de la planta. Los resultados de la clasificación son buenos (validación cruzada basada en el tiempo con un valor de  $AUC > 0,90$ ), lo que indica que la solución es válida para minimizar drásticamente la intervención humana en la detección de errores de componentes electrónicos en placas de circuitos ensambladas.
- Casas (2017) en su proyecto de tesis denominado “Reconocimiento de imágenes con Redes Convolucionales en C”, explica cómo realizar una red neuronal artificial, en concreto, una red convolucional, para el reconocimiento de símbolos. Se trata de una red supervisada, la cual se entrena a partir de un conjunto muy amplio de símbolos proporcionados por el dataset MNIST. Una vez la red haya sido entrenada, esta será capaz de clasificar un símbolo (ya sea del propio MNIST o de uno realizado por nosotros mismos)

con una alta fiabilidad, del orden del 90%.

- Quintero, Merchán, Cornejo & Sánchez (2017) en su trabajo titulado “Uso de Redes Neuronales Convolucionales para el Reconocimiento Automático de Imágenes de Macroinvertebrados para el Biomonitorio Participativo”, explican sobre el desarrollo de un sistema capaz de reconocer dos familias de macroinvertebrados mediante el uso de imágenes. El sistema está basado en el uso de algoritmos de redes neuronales profundas (Deep Neural Networks), con el que podemos lograr el aprendizaje de patrones. A partir de un conjunto de imágenes públicas provenientes del internet y de biomonitoreos realizados en campo, se aplicó el entrenamiento de una red neuronal convolucional implementado en Tensorflow y Keras. Estas imágenes pertenecen a fotografías de especímenes de las familias Calopterygidae y Heptageniidae. Para esta prueba preliminar se reportan porcentajes de confiabilidad con valores por encima del 95%.
- Luna, Paris, Nakano & Robles (2016), en su trabajo titulado “Comparación de Arquitecturas de Redes Neuronales Convolucionales para la Clasificación de Imágenes de Ojos” muestra una comparación entre dos arquitecturas de ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition. Utilizándolas como medio pre entrenamiento de las redes neuronales convolucionales Alexnet y VGGNet, aplicadas para clasificación de imágenes de ojos. Se muestra el análisis general del funcionamiento y características de las redes neuronales convolucionales, realizando una abstracción profunda de patrones en imágenes, utilizando los principales algoritmos de las redes neuronales convolucionales con la herramienta MATCONVNET de MATLAB.
- Montoya, Cortés & Chaves (2014) en su trabajo de tesis presenta un sistema de reconocimiento capaz de identificar una fruta tropical

latinoamericana de entre un conjunto, establecido en una base de datos, utilizando técnicas de visión por computador. La investigación realizada permitió comparar los clasificadores KNN y bayesiano y los modelos del color RGB y HSV, junto con las características de tamaño y forma usadas previamente por investigadores de esta área en países como Malasia, Brasil y Estados Unidos. Para la clase de frutas definidas en esta investigación se determinó que las características que mejor las describieron fueron los valores medios de los canales RGB y la longitud de los ejes mayor y menor cuando se usaba el clasificador bayesiano, proceso que permitió obtener resultados con una exactitud igual al 90% en las pruebas realizadas, encontrándose que no siempre el seleccionar una mayor cantidad de variables para formar el vector descriptor permite que los clasificadores entreguen una respuesta más acertada, en este sentido es importante considerar que entre las variables de estudio debe presentarse un valor bajo de dependencia o correlación. La síntesis del desarrollo del proyecto dio como resultado la construcción de una báscula electrónica capaz de clasificar frutas, dispositivo que pretende contribuir a la solución del problema de identificación y clasificación de productos agrícolas en los supermercados.

- Alpuente (2014), en su tesis doctoral denominada “Caracterización automática de especies de madera mediante técnicas de clasificación de imágenes”, plantea la implementación de un sistema de bajo coste que presente bajos tiempos de respuesta y permita la clasificación de las distintas especies con un error de clasificación por debajo de los manejados por los sistemas utilizados actualmente. El sistema basado en la descripción de las características de la madera a partir de los parámetros derivados de la información medida mediante técnicas fotométricas que permita encontrar las propiedades distintivas de cada una de las especies para, mediante el uso de un clasificador a definir en función de una

comparativa entre diferentes tipos, obtener un error de clasificación que, en media, esté por debajo del 10%. Asimismo, se plantea en este trabajo establecer la influencia que tienen estos mismos parámetros medidos sobre las componentes de color de la imagen, junto con las propiedades multiescala de la madera. Para éstas se han desarrollado los procedimientos de creación de las correspondientes imágenes, basados en la microscopía de contraste por interferencia diferencial y en los patrones periódicos subyacentes a toda superficie.

- Bravo & Kinderman (2014), en el artículo denominado “Modelización de Sistemas Ecológicos mediante redes neuronales”, presentan una recopilación de experiencias sobre el uso de redes neuronales aplicadas a la modelización ecológica. Entre los casos presentados destacan la mortalidad natural en el ámbito forestal, la predicción de clases diamétricas (LEDUC et al., 2001), la modelización de eventos forestales, ocurrencia del ave *Rhyacornis fuliginosus* en los ríos del Himalaya, el estudio de la mortalidad en masas de *Picea abies* en Austria, el estudio de su reproducción de truchas, etc. Las redes neuronales utilizadas fueron Backpropagation y perceptron multicapa.
- Valenzuela (2013) en su trabajo de tesis con el afán de formar conciencia sobre las especies vegetales que se tienen al alcance, tuvo la idea de implementar una guía de campo en la que sea fácil hacer búsquedas, tan fácil como hacer una observación de la planta en cuestión, esta observación corresponde a la toma de una fotografía a partir de la cual se entregue el nombre de la especie. Una aplicación que hace esta tarea es leafsnap para el sistema operativo iOS, en esta memoria se presenta el desarrollo de un prototipo que implementa una alternativa para la identificación de especies vegetales por reconocimiento de imágenes para el sistema operativo android.

- García (2013) en su trabajo de tesis describe el proceso de extracción de patrones característicos de imágenes, mediante la ayuda de Redes Neuronales Artificiales. La información de la Red Neuronal junto con datos adicionales de las imágenes, fueron almacenados en una base de datos y consumidos por un servicio web. Un teléfono móvil con sistema operativo Android consumirá la información almacenada en el servicio web. Posteriormente al realizar una captura de imagen con la cámara del teléfono, este procesa la imagen y junto con los datos consumidos por el servicio web será capaz identificar de qué imagen se trata. Para el tratamiento de las imágenes se utilizaron librerías OpenCV, tanto en el servidor como en el teléfono móvil.
- López, Arce, & Arévalo (2012) en el artículo denominado "Aplicación de la técnica de redes neuronales para la predicción de la altura de árboles de algunas especies maderables promisorias presentes en plantaciones forestales de Colombia", plantean la introducción de redes neuronales para el desarrollo de un modelo de predicción de la altura de especies tropicales para la producción de madera en plantaciones en Colombia y compararlo con un modelo matemático propuesto por un proyecto apoyado por la Internacional Timber Trade Organization (ITTO). Este modelo está basado en una red neuronal para predecir la altura de los árboles en plantación, la cual se considera una técnica interesante y prometedora para la simulación forestal, que en este caso sirve para modelar el crecimiento en altura de especies forestales tropicales, que permita lograr una mejor aproximación al comportamiento actual de estas plantaciones y aporte a la planificación y a la toma de decisiones de inversionistas potenciales en el mercado de la madera tropical.
- Gómez, Sánchez, Ocampo & Restrepo (2012), en el artículo

denominado “Aplicación de redes neuronales artificiales en la clasificación de arcillas”, cuyo objetivo es la presentación de una metodología basada en redes neuronales que permite clasificar, con base en sus propiedades, las arcillas que se van a usar para componer las pastas, con el propósito de disminuir la cantidad de producto rechazado. Se emplearon diversas topologías de red para la clasificación, lo cual permitió encontrar una capaz de predecir las muestras de entrenamiento y prueba con 97,79 % y 94,12 % de precisión, respectivamente.

- Polo (2011) en su sitio web describe brevemente una aplicación como LeafSnap, capaz de reconocer una planta después del análisis de la forma de sus hojas, creada para iPhone por Columbia University, University of Maryland y The Smithsonian Institution, que permite identificar los datos después de registrar la forma de una de sus hojas, comparándola con las existentes en su enorme base de datos (que, de momento, se especializa en la vegetación de Norte América).
- Pérez, Serrano, Acha, Serrano & Linares (2011) en el artículo denominado “Red neuronal convolucional rápida sin fotograma para reconocimiento de dígitos”, presentan la implementación de una red neuronal convolucional (ConvNet) bioinspirada compuesta por seis etapas basada en eventos y no en fotogramas. La red tuvo como objetivo el reconocimiento de dígitos numéricos escritos a mano en tiempo real. El sistema implementado se basa en la ConvNet Lenet-5 implementada por Y. LeCun. Sin embargo, para la posible implementación hardware que mantenga una alta tasa de reconocimiento se llevaron a cabo varias simplificaciones y modificaciones.
- Vega, Cortéz, Huayna, Alarcón & Romero (2009), en su artículo denominado “Reconocimiento de patrones mediante redes



neuronales artificiales”, presenta un modelo de una red neuronal artificial para el reconocimiento de patrones. Para probar la funcionalidad del modelo, lo aplicaremos al reconocimiento de los números naturales 3, 4 y 5. El paper además presenta una breve descripción sobre redes neuronales Perceptor y Retro propagación, métodos de aprendizajes supervisado y no supervisado. Logrando como conclusiones más importantes que el uso de las Redes Neuronales es una gran alternativa para la solución de muchos problemas, entre los que destacan problemas de reconocimiento de los patrones de la conducta humana, reconocimiento de enfermedades cardíacas, etc. La debilidad que presenta este trabajo es que es una solución muy básica, pero al mismo tiempo creo que permite apreciar en detalle los pasos para realizar el reconocimiento de patrones que es la base de la visión artificial.

- Medina (2009) en su artículo denominado “Clasificación Textura mediante redes neuronales”, desarrollaron una experiencia del uso de redes neuronales para detección de texturas, y entre varios puntos incluyó una comparación del desempeño de varios esquemas de clasificación por análisis de texturas, con respecto al método de clasificación de máxima probabilidad. Los esquemas considerados para el estudio fueron: la auto correlación, estimación de densidad y clasificación por redes neuronales. Los resultados permitieron concluir que los diferentes análisis pueden llegar a ser complementarios y arrojar de este modo, muy buenos resultados. Por último, se encuentra el proyecto cuyo propósito era realizar una clasificación de datos de sensores remotos multiespectrales, usando la red neuronal “backpropagation”. Se exploró la conveniencia de usar la red neuronal “backpropagation” para la clasificación de datos en imágenes multiespectrales. Se desarrolló una metodología para la selección de los parámetros de entrenamiento, así como los conjuntos de datos para la fase de entrenamiento. De igual manera se puso en marcha una nueva técnica para acelerar la fase de

aprendizaje. Para referenciar la red, los resultados fueron comparados con los obtenidos por medio del uso de otros tres diferentes algoritmos: una técnica estadística contextual, un clasificador lineal supervisado, y un algoritmo no supervisado de agrupamiento multispectral. Todas las tres técnicas se aplicaron a imágenes de satélite reales y simuladas.

- Jamet, Pereira, Rabanal & Yáñez (2008) en el artículo denominado “Aplicación de una Red Neuronal Artificial para determinar el Nivel de Frescura de un Pescado mediante Procesamiento de Imagen”, presentan el diseño de un sistema informático capaz de determinar el nivel de frescura de un pescado. La estimación visual de dicho estado es realizada diariamente por expertos, que con su experiencia logran obtener un aprendizaje importante para detectar el estado del espécimen. Este proceso ha sido automatizado por medio de la aplicación de una red neuronal artificial que estima el nivel de frescura del pescado. El sistema satisface los requisitos impuestos por la industria pesquera chilena para la determinación de patrones numéricos de comportamiento (experiencia realizada en Chile). Luego de obtenidas las tres redes neuronales artificiales ya especificadas, fue ingresado el espectro completo de muestras en cada una de ellas para obtener la respuesta de las RNA ante el conjunto completo de imágenes. A partir de los resultados obtenidos, es la tercera red la cual satisfizo casi a cabalidad lo propuesto, considerando el tiempo y las condiciones de trabajo que pudieron ser brindadas durante el estudio.
- Trujillo & Cuevas (2006), en el artículo denominado “Predicción mediante redes neuronales artificiales de la transferencia de masa en fruta”, utilizaron redes neuronales para la predicción de manifestaciones macroscópicas de los dos principales fenómenos de transferencia de masa en tres frutas (melón, lechosa y manzana) osmóticamente deshidratadas. Se consideró el efecto de cinco

variables de proceso: tipo de alimento, concentración de la solución osmótica, tamaño de la fruta, temperatura y tiempo de proceso, sobre la pérdida de agua y ganancia de sólidos de las frutas. Para ello se desarrolló un modelo neuronal artificial compuesto por cinco neuronas de entrada y dos capas ocultas de procesamiento de información compuestas por cinco neuronas cada una, utilizando funciones sigmoideas como medio de comunicación, y dos neuronas de salida representando a las variables dependientes del modelo. La arquitectura neuronal desarrollada y entrenada mediante el algoritmo Levenberg-Marquardt permitió predecir más del 90% de la variabilidad de los datos en los dos fenómenos de transferencia estudiado, constituyéndose en un modelo alternativo a las ecuaciones paramétricas desarrolladas hasta el momento.

- Buendía, Vargas, Leyva & Terrazas (2002), en el artículo denominado “Aplicación de redes neuronales artificiales y técnicas SIG para predicción de coberturas forestales”, realizaron la evaluación del uso de las redes neuronales artificiales (RNA) en la predicción de tipos de coberturas forestales. Las RNA desarrolladas en este trabajo se basaron en información geográfica (altitud, exposición, pendiente, distancia a los escurrimientos, geología y edafología) e imágenes de satélite haciendo uso del análisis de componentes principales (acp1, acp2 y acp3), para definir la variable dependiente (vegetación). Esta información fue procesada con una RNA de retro propagación (Backpropagation) con dos capas ocultas, con sus respectivas funciones de activación (tangencial hiperbólica y gaussiana). Obteniendo una  $r^2=0.8617$  para la fase de entrenamiento y una  $r^2=0.8514$  en la fase de prueba, alcanzando un 83 % de sitios predichos correctamente, sobrepasando lo alcanzado por otros autores con métodos tradicionales.

## **2.1.2. Bases Teóricas**

### **2.1.2.1. Procesamiento de imágenes digitales.**

Comprende un conjunto de técnicas o métodos que permiten mejorar o visibilizar de la mejor manera posible detalles que no son visualizados a simple vista. Además, implica la utilización de algoritmos informáticos para crear, procesar, comunicar y visualizar imágenes digitales. The MathWorks (2018)

#### **2.1.2.1.1. Imágenes Digitales**

Son fotos electrónicas tomadas de una escena o escaneadas de documentos, fotografías, manuscritos, textos impresos e ilustraciones. Se realiza una muestra de la imagen digital y se confecciona un mapa de ella en forma de cuadrícula de puntos o elementos de la figura (píxeles). A cada píxel se le asigna un valor tonal (negro, blanco, matices de gris o color), el cual está representado en un código binario (ceros y unos). Los dígitos binarios (“bits”) para cada píxel son almacenados por una computadora en una secuencia, y con frecuencia se los reduce a una representación matemática (comprimida). Luego la computadora interpreta y lee los bits para producir una versión analógica para su visualización o impresión. Biblioteca de la Universidad de Cornell (2003)

#### **2.1.2.1.2. Resolución**

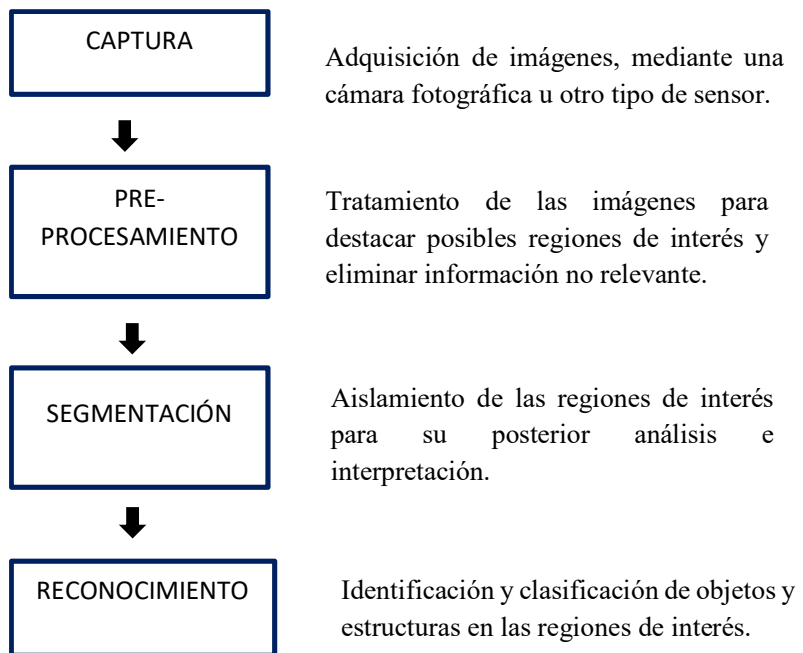
Es la capacidad de distinguir los detalles espaciales finos. Por lo general, la frecuencia espacial a la cual se realiza la muestra de una imagen digital (la frecuencia de muestreo) es un buen indicador de la resolución. Este es el motivo por el cual dots-per-inch (puntos por pulgada) (dpi) o

pixels-per-inch (píxeles por pulgada) (ppi) son términos comunes y síntomas utilizados para expresar la resolución de imágenes digitales. Generalmente pero dentro de ciertos límites, el aumento de la frecuencia de muestreo también ayuda a aumentar la resolución. Biblioteca de la Universidad de Cornel (2003)

### 2.1.2.1.3. Sistemas de Visión artificial.

La visión artificial es una rama de la inteligencia artificial cuyo propósito es diseñar sistemas informáticos capaces de entender los elementos y características de una escena o imagen real.

Estos sistemas permiten extraer información-numérica y simbólica – a partir del reconocimiento de objetos y estructuras presentes en la imagen. Para llevarlo llevan a cabo cuatro actividades principales:



**FIGURA 1. Proceso de Visión artificial**

La visión artificial está estrechamente relacionada con las técnicas de procesamiento de imágenes y de reconocimiento de patrones. Las primeras se utilizan para facilitar la localización y detección de áreas de interés en las imágenes; las segundas se emplean para identificar y clasificar los objetos y estructuras detectados en función de sus características. Sánchez & Núñez (2016)

#### **2.1.2.1.4. Clasificación de imágenes**

El reconocimiento o clasificación de imágenes consiste en asignar a una imagen una etiqueta de un conjunto definido de categorías en función de sus características.

Pese a parecer un problema relativamente trivial desde nuestra perspectiva, se trata de uno de los desafíos más importantes a los que se enfrentan los sistemas de visión artificial. Factores como la escala, las condiciones de iluminación, deformaciones o el ocultamiento parcial de los objetos hacen de la clasificación de imágenes una tarea compleja, a la que se ha dedicado un gran esfuerzo para desarrollar sofisticadas técnicas de reconocimiento de patrones, que no siempre producen los resultados esperados.

Desde el punto de vista del aprendizaje de máquina, la clasificación de imágenes es un problema de aprendizaje supervisado, en el que los algoritmos clasificadores generan un modelo a partir de un dataset o conjunto de imágenes previamente categorizadas. El modelo obtenido se utiliza posteriormente para clasificar nuevas imágenes.

Para estos algoritmos las imágenes son matrices tridimensionales cuyas dimensiones son el ancho, alto y la

profundidad de color, siendo el contenido de cada posición de la matriz un valor numérico que representa la intensidad de color de cada píxel de la imagen digital. Sánchez & Núñez (2016)

#### **2.1.2.1.5. ¿Qué es un patrón?**

“Un patrón es una entidad a la que se le puede dar un nombre y que está representada por un conjunto de propiedades medidas y las relaciones entre ellas (vector de características). Por ejemplo, un patrón puede ser una señal sonora y su vector de características el conjunto de coeficientes espectrales extraídos de ella (espectrograma)”, según Watanabe como se cita en Romero & Calonge (2001)

Otro ejemplo podría ser una imagen de una cara humana de las cuales se extrae el vector de características formado por un conjunto de valores numéricos calculados a partir de la misma. El reconocimiento automático, descripción, clasificación y agrupamiento de patrones son actividades importantes en una gran variedad de disciplinas científicas, como biología, psicología, medicina, visión por computador, inteligencia artificial, teledetección, etc.

Un sistema de reconocimiento de patrones tiene uno de los siguientes objetivos:

- a. Identificar el patrón como miembro de una clase ya definida (clasificación supervisada).
- b. Asignar el patrón a una clase todavía no definida (clasificación no supervisada, agrupamiento o clustering).

El diseño de un sistema de reconocimiento de patrones se lleva a cabo normalmente en tres fases:

- i. Adquisición y pre proceso de datos.
- ii. Extracción de características.
- iii. Toma de decisiones o agrupamiento.

El universo del discurso, o dominio del problema, gobierna la elección de las diferentes alternativas en cada paso: tipo de sensores, técnicas de pre procesamiento, modelo de toma de decisiones, etc. Este conocimiento específico del problema está implícito en el diseño y no se representa como un módulo separado como sucede, por ejemplo, en los sistemas expertos.

Tradicionalmente, el reconocimiento de patrones se ha abordado desde un punto de vista estadístico, dando lugar al llamado reconocimiento estadísticos de patrones (REP), del cual se darán unas breves pinceladas en el punto siguiente. No obstante, existe una alternativa que se ha revelado como muy prometedora en algunos casos en que el REP no funciona satisfactoriamente. Dicha alternativa son las Redes Neuronales Artificiales (RNA) que se verán también. Finalmente, presentaremos una visión de los puntos comunes entre ambas técnicas. Romero & Calonge (2001)

#### **2.1.2.2. Redes Neuronales Artificiales.**

Las redes neuronales artificiales fueron originalmente una simulación abstracta de los sistemas nerviosos biológicos, formados por un conjunto de unidades llamadas “neuronas” o “nodos” conectadas unas con otras. Estas conexiones tienen una gran semejanza con las dendritas y los axones en los



sistemas nerviosos biológicos. Las RNA son una amplia gama de regresiones no lineales, modelos discriminantes, modelos de reducción de datos y sistemas dinámicos no lineales (Sarle, 1994). Estas consisten de un gran número de neuronas (elementos básicos de computo) interconectadas en un arreglo complejo y frecuentemente organizado por capas. Buendía et al. (2002).

Por otro lado, una red neuronal artificial es como “una unidad de proceso masivo distribuido en paralelo que tiene una propensión natural para almacenar conocimiento y lo usa en una situación similar. Estos se asemejan al cerebro humano en dos aspectos: primero, el conocimiento es adquirido por la red a través de un proceso de aprendizaje, y segundo, la conexión entre neuronas (conocida como conexiones sinápticas), se usan para almacenar el conocimiento”, según Haykin como se cita en Buendía et al. (2002)

Las redes neuronales son principalmente usadas en cuatro formas: modelos de sistemas nerviosos biológicos, inteligencia artificial, adaptador en tiempo real a procesos simples o implemento de control en hardware para aplicaciones, tales como: robótica, análisis de datos y reconocimiento de patrones.

Las redes neuronales artificiales son un paradigma de aprendizaje automático inspirado en el funcionamiento del cerebro biológico. Estas redes están compuestas por neuronas interconectadas entre sí que colaboran para producir una salida a partir de los datos de entrada de la red.

Son modelos matemáticos contruidos basándose en el funcionamiento de las redes neuronales biológicas (sistema nervioso), por consiguiente, las unidades de procesamiento

fundamental de una RNA, serán las neuronas artificiales. Buendía et al. (2002)

Una red neuronal artificial la definiremos como un conjunto de unidades de procesamiento llamados neuronas, células o nodos, interconectados entre sí por varias ligaduras de comunicación directa llamadas conexiones, con la finalidad de recibir señales de entrada, procesarlas y emitir señales de salida. Cada conexión está asociada a un peso, que representan la información utilizada por las neuronas para resolver un problema.

Cada neurona artificial o perceptron es una unidad de procesamiento que recibe una serie de señales de entrada que multiplica por un peso determinado (pesos sinápticos). La neurona calcula la suma del producto de cada entrada por un peso correspondiente – al que se le suele añadir un factor de corrección o bias, y aplica al valor resultante una función activación que produce un valor de salida u otro, dependiendo de si la suma de señales y pesos supera un umbral determinado.

La gran ventaja de las redes neuronales respecto a otros métodos es su mecanismo de aprendizaje automático, gracias al cual no es necesario desarrollar procesos de selección y extracción de atributos “a medida”. Buendía et al. (2002)

#### **2.1.2.2.1. Neurocomputación**

Es una aportación más al viejo objetivo de crear sistemas inteligentes, considerando como tales a máquinas capaces de llevar a cabo tareas que exhiben alguna de las características asociadas a la inteligencia humana. En las dos últimas décadas, los avances en este campo han sido espectaculares; en particular el desarrollo de las redes

neuronales artificiales (RNA). Originalmente, los trabajos en RNA surgen de la idea de que para que las maquinas puedan llevar a cabo dichas tareas inteligentes, sería conveniente que el modelo de computación se asemejara más a la fisiología del cerebro humano que al modelo computacional vigente por aquellas fechas: modelo von Neumann. Sin embargo, el auge de estos sistemas se debe más al éxito obtenido en aplicaciones reales (reconocimiento de patrones, optimización, etc.) que a la semejanza con el modelo biológico. Por ejemplo, el perceptron multicapa, que es una de las neuronas dentro del cerebro humano especialmente en todo lo referente a su algoritmo de aprendizaje. Polo (2015).

En cualquier caso, lo que se plantea es un modelo computacional alternativo a la maquina von Neumann o a los ordenadores paralelos actuales. Romero & Calonge (2001).

#### **2.1.2.2.2. Neurona Biológica**

Vega et al. (2009) refieren que la habilidad del cerebro para almacenar información sobre todas las neuronas y el proceso de recordad la información almacenada es un proceso colectivo entre todas las neuronas que conforman el sistema nervioso.

La neurona consta de tres partes:

- Dendritas: Es un árbol de fibras de entrada que lleva los potenciales de acción de las neuronas transmisoras en la neurona.

- Soma: El cuerpo principal de la célula con un núcleo. Es en este lugar donde los potenciales de acción son contruidos antes que la neurona se active.
- Axón: Es una fibra de salida simple que bifurca a otras neuronas y transmite los potenciales de acción generados por la neurona.

Las dendritas y los axones pueden ser vistos como cadenas de comunicación entre las neuronas, y no se conocen los detalles exactos acerca de cómo funcionan actualmente.

Las partes más interesantes son el soma y la sinapsis los cuales constituyen los puntos de conexión entre los axones y las dendritas.

Las neuronas reciben señales (entradas) de otras neuronas vía conexiones sinápticas que pueden ser activadoras o inhibidoras. En función de las señales recibidas, una neurona envía a su vez una señal a otras neuronas por medio del axón.

Larranaga, Inza & Moujaleid (2015) refieren que una neurona contiene un potencial interno continuo denominado potencial de membrana. Cuando este accede a un cierto valor umbral, la neurona puede transmitir todo su potencial por medio del axón. Se estima que el cerebro humano contiene más de cien mil millones de neuronas y que hay más de 1000 sinapsis a la entrada y a la salida de cada neurona.

#### **2.1.2.2.3. Neurona Artificial**

McCulloch & Pitts (1943) proponen el primer modelo computacional de un sistema neuronal basado en circuitos

electrónicos. El modelo estaba conformado por simples unidades binarias que podrían recibir dos tipos de estímulos de otras unidades o del exterior. Con este modelo, se inició la idea de una nueva forma de evaluar funciones computables.

Esta neurona computa una suma ponderada de entrada  $x_j$ ;  $J = 1, 2, 3, \dots, n$ , y genera un resultado de “1” si esta suma supera un cierto umbral  $\mu$  y “0” en otro caso.

$$y = \theta \sum_{j=1}^n (w_j x_j - \mu)$$

Donde  $\theta$  (es una función de paso de unidad en 0), y  $w_j$  es el peso de la sinapsis asociado con la  $j$ -ésima entrada. Por simplicidad podemos considerar el umbral  $\mu$  como otro peso  $w_\theta = -\mu$  asociado a la neurona con una entrada constante  $x_\theta = 1$ . Pesos positivos corresponden a sinapsis excitadoras, mientras que los negativos a inhibitoras.

La Neurona de McCulloch y Pitts se ha generalizado de muchas maneras. En general, usando distintas funciones de activación. Muñoz (s.f.)

#### **a) Clasificación de las RNA según conexiones**

Las neuronas de una RNA se organizan en niveles (conocidos también como camada, capas o estratos). Dependiendo de las conexiones que unen las capas, las RNA se pueden clasificar en recurrentes (Feedback) y no recurrentes (Feedforward). Romero & Calonge (2001).

- No Recurrentes (Feedforward)
- Recurrentes (Feedback)

**b) Características de las redes neuronales artificiales**

Vega et. Al. (2009) refiere que las características de las RNA son, como apreciamos, muy semejantes a las redes neuronales biológicas, entre las principales podemos mencionar las siguientes:

- Aprender a través de ejemplos
- Inferencia estadística
- Adaptabilidad
- Dilema plasticidades y estabilidad
- Capacidades de generalización
- Tolerante a fallas
- Rápida implantación

**c) Principales aplicaciones de las RNA**

Vega et. al. (2009) refiere que las principales aplicaciones de las RNA son:

- Clasificación de Patrones
- Agrupamiento, Categorización
- Aproximación de funciones
- Memoria direccionable por contenido

**d) Funcionamiento de una neurona artificial.**

De igual modo que las neuronas biológicas, una neurona artificial, tiene varias entradas y una sola salida, la misma que a su vez se puede aplicar a muchas otras neuronas. Vega et. al. (2009)

**e) El aprendizaje en las redes neuronales artificiales**

El problema principal al trabajar con RNA es programar el aprendizaje: ¿Cómo escoger los pesos en las conexiones para que la red realice una tarea específica?

Vega et al. (2009) refieren que en algunos casos, es posible encontrar algunos problemas cuyos pesos se tienen de manera a priori y esta información es considerada para el diseño de la red, pero estos problemas son más bien raros ya que en la mayoría de los casos se debe enseñar a la red a ejecutar los cálculos por ajustes iterativos de los pesos  $w_{ij}$ . Esto puede tomar dos caminos.

**f) Arquitectura de una Red Neuronal**

Una Red Neuronal Artificial también es un grafo dirigido ponderado en el que neuronas artificiales son nodos y las hojas dirigidas y ponderadas son conexiones entre las salidas y entradas de neuronas. Muñoz (s.f.).

Basado en el tipo de conexiones existen dos principales tipos:

- FeedForward. Las entradas a salidas y las capas internas son actualizadas antes de la culminar las salidas.
- Recurrente. En estas existen conexiones entre capas y sus capas anteriores, y en algunos casos entre perceptores y ellos mismos.

- Redes de propagación hacia adelante (feedforward): en las que los grafos no tienen bucles.
- Recurrentes o de Retroalimentación (feedback), en las cuales los bucles ocurren debido a conexiones de retroalimentación.

Muñoz (s.f.) refiere que basado en el tipo de aprendizaje de las RNA, existen dos categorías:

**De aprendizaje supervisado.** En este tipo de aprendizaje, los pesos de la red son modificados con base al error encontrado entre el resultado de la red y el resultado esperado.

**De aprendizaje no supervisado.** Aquí la red actualiza sus pesos con base al patrón de entrada únicamente.

#### 2.1.2.2.4. Redes Neuronales Convolucionales

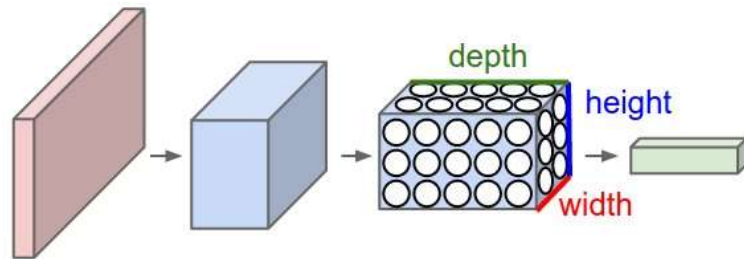
Una red neuronal Convolucionales o CNN está formada por colecciones de neuronas organizadas estructuradamente mediante capas. La entrada a la red neuronal Convolutiva es una imagen y a su salida se obtiene la puntuación de cada una de las clases sobre cada uno de los píxeles de la imagen de entrada. Robles (2018)

Consisten en múltiples capas con distintos propósitos.

En las redes neuronales simples descritas en la sección anterior, cada neurona estaba completamente conectada a cada una de las neuronas de la siguiente capa, es decir, cada neurona de la capa oculta calcula una función que depende de los valores de cada nodo en la capa de entrada.



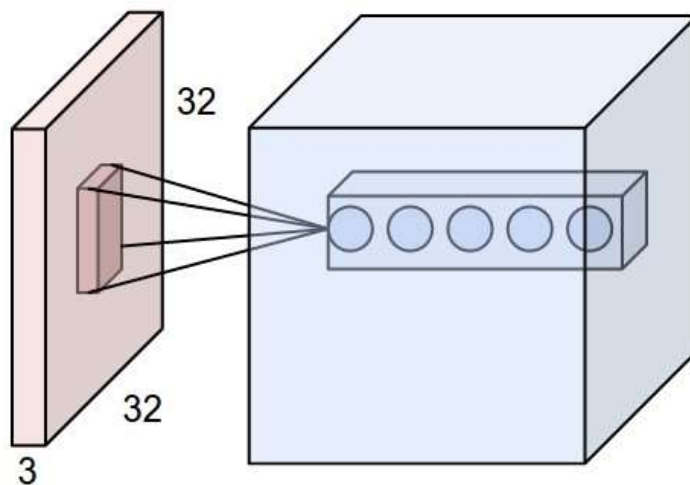
Una ConvNet organiza sus neuronas en tres dimensiones (ancho, alto, profundidad), como se visualiza en una de las capas. Cada capa de una ConvNet transforma el volumen de entrada 3D a un volumen de salida 3D de activaciones neuronales. En este ejemplo, la capa de entrada roja contiene la imagen, por lo que su ancho y alto serían las dimensiones de la imagen, y la profundidad sería 3 (canales rojo, verde, azul). Stanford University (s.f.)



**FIGURA 2. Ejemplo de organización de una CNN**

**a) Funcionamiento de una CNN:**

La capa CONV calculará la salida de las neuronas que están conectadas a regiones locales en la entrada, cada una calculando un producto de punto entre sus pesos y una región pequeña a la que están conectados en el volumen de entrada.



**FIGURA 3. Ejemplo de la capa CONV de una CNN**

La capa RELU aplicará una función de activación de elemento, como  $\max(0, x)$  umbral en cero.

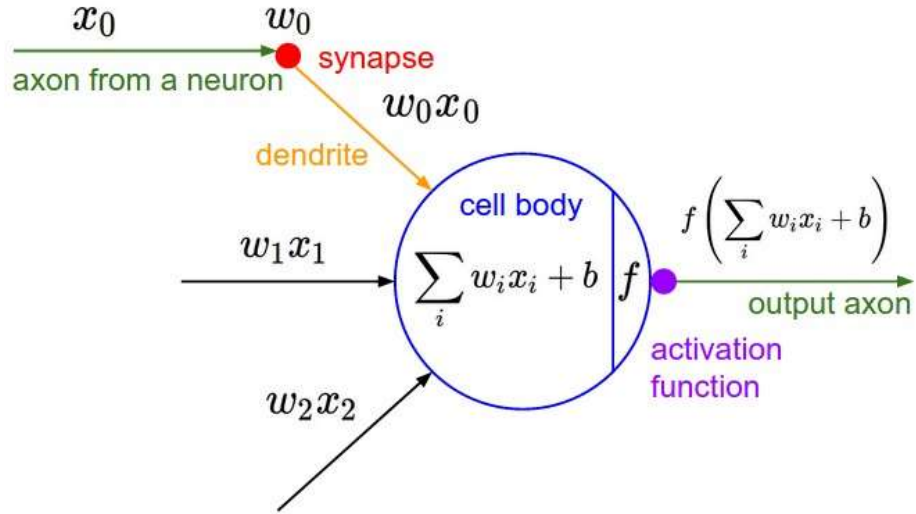


FIGURA 4. Ejemplo de la función de activación de una CNN

La capa POOL realizará una operación de reducción de muestreo a lo largo de las dimensiones espaciales (ancho, alto), lo que generará un volumen menor.

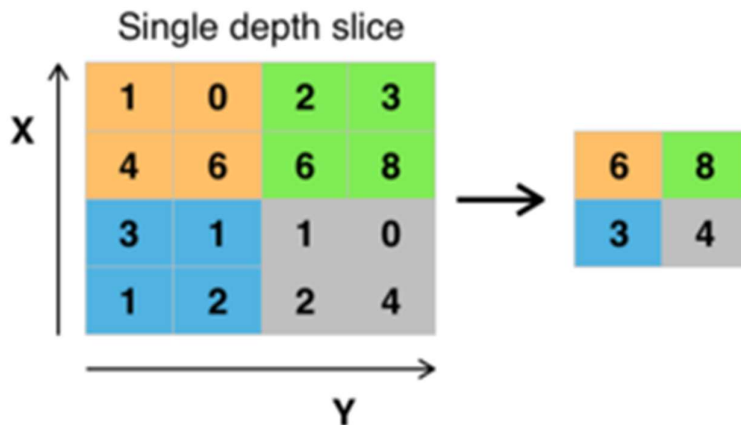
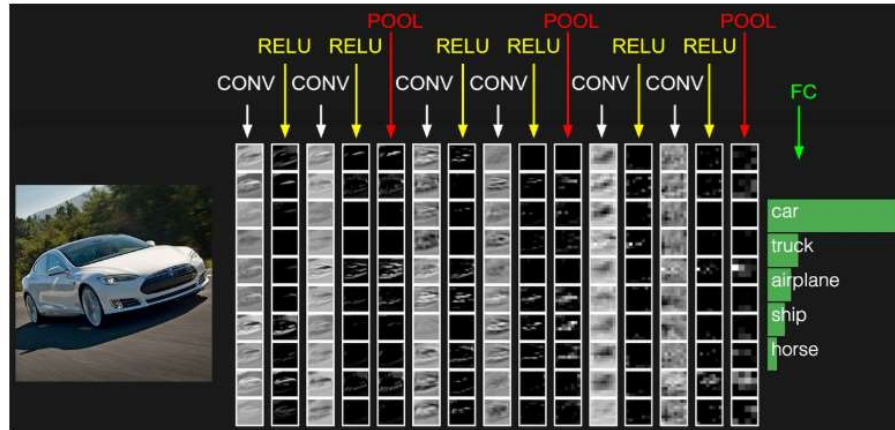


FIGURA 5. Ejemplo de la operación de reducción de una CNN

La capa FC (es decir, totalmente conectada) calculará los puntajes de clase, lo que resulta en un volumen de tamaño menor donde cada uno de los números corresponde a un puntaje de clase.



**FIGURA 6. Ejemplo del entrenamiento por capa de una CNN**

El volumen inicial almacena los píxeles de la imagen sin procesar (izquierda) y el último volumen almacena los puntajes de la clase (derecha). Cada volumen de activaciones a lo largo de la ruta de procesamiento se muestra como una columna. Dado que es difícil visualizar volúmenes en 3D, colocamos las divisiones de cada volumen en filas. El último volumen de capa contiene los puntajes de cada clase, pero aquí solo visualizamos los puntajes clasificados de los 5 principales e imprimimos las etiquetas de cada uno. Al principio se encuentra la fase de extracción de características, compuesta de neuronas Convolucionales y de reducción de muestreo. Al final de la red se encuentran neuronas que realizan la clasificación final sobre las características extraídas previamente. Stanford University (s.f.).

Como se muestra:

Las redes neuronales convolucionales están formadas por neuronas que tienen pesos y sesgos que se pueden aprender. Cada neurona recibe algunas entradas, realiza un producto de punto y opcionalmente lo sigue con una no linealidad. Toda la red todavía expresa una única función de puntuación diferenciable: desde los píxeles de la imagen sin formato en un extremo hasta los puntajes de clase en el otro. Y todavía tienen una función de pérdida (por ejemplo, SVM / Softmax) en la última capa (totalmente conectada) y todos los consejos / trucos que desarrollamos para aprender redes neuronales regulares todavía se aplican. Stanford University (s.f.)

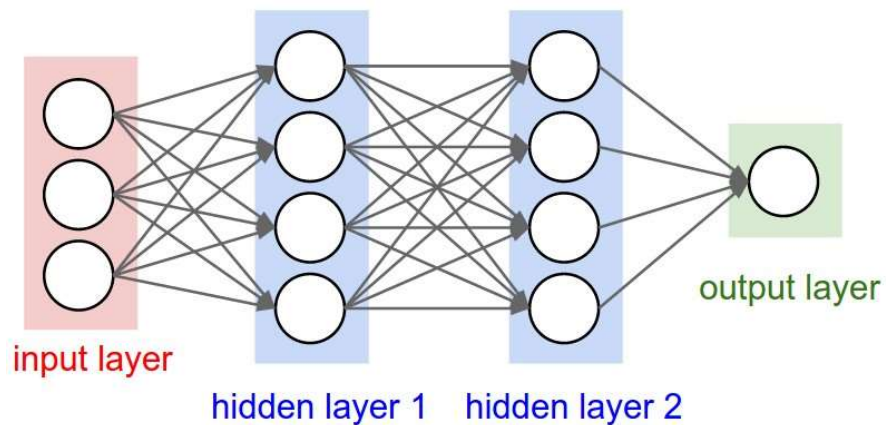
En este sentido, se puede ver la CNN como el aprendizaje más efectivo a un conjunto de filtros. Utilizando el mismo conjunto de filtros sobre la imagen entera obliga a la red para aprender una codificación general o representación de los rasgos característicos. Finalmente, el elemento distintivo en una CNN es la presencia de una capa de submuestreo o pooling. El objetivo es reducir la dimensión de las respuestas Convolucionales y además añadir un pequeño grado de invariancia a traslaciones en el modelo.

En este sentido, en 2005 un grupo de investigadores de Microsoft determino que cuando se ha resuelto el problema de la segmentación, se puede asumir directamente que también se ha resuelto el problema del reconocimiento. Para este objetivo, se propusieron comprobar por eficiencia de una red Convolucional, en el reconocimiento de caracteres singulares y evaluar su rendimiento frente a la capacidad de reconocimiento de un ser humano. Por ello diseñaron un experimento en el cual

generaron caracteres aleatorios y los deformaron según secuencia computadas para que puedan ser consideradas como parte de la base de datos de la MNIST y por intervalos se evaluaron según su complejidad según la red neuronal y por los humanos, y comprobaron que, en este escenario controlado, las redes neuronales son mucho más eficientes en el reconocimiento que los humanos, comprobando además que el reconocimiento no es un problema una vez que se ha salvado el paso de la segmentación. Maldonado (2013).

#### b) Arquitectura de una CNN.

Podemos entender a una CNN como un conjunto de capas de procesamiento, de modo que puede verse como un diagrama secuencial de bloques. Como se muestra:



**FIGURA 7. Ejemplo de la arquitectura de una CNN**

#### 2.1.2.3. Sobre la especie Camu Camu (*Myrcia Dubia*).

El Camu-camu es un arbusto nativo de la Amazonía Peruana (perteneciente a la familia de la Myrtaceas) el cual

crece de manera silvestre en los suelos aluviales que son principalmente inundados durante las diferentes épocas de lluvia. Crece en terrenos ubicados debajo de los 500 msnm.

El Camu Camu es un arbusto que tiene una altura de 2 a 3 metros. Se encuentra en forma silvestre y actualmente cultivada, principalmente en áreas inundables de las riberas de los distintos ríos y lagunas de la Amazonía (se encuentra mayormente en las regiones de Loreto, San Martín y Ucayali).

Al cultivarse como frutal, su fruto es una de sus partes más apropiadas, principalmente por su riqueza en vitamina C. Consiste en un pequeño fruto de color rojo y sabor ligeramente ácido, pero tremendamente apreciado. Chang (2013).

#### **2.1.2.3.1. Beneficios del Camu Camu.**

Uno de los principales beneficios nutricionales es su altísimo contenido en vitamina C. De hecho, posee 16 veces más vitamina C que la pulpa de naranja, y 60 veces más que el limón. Gracias a su contenido en esta vitamina favorece la formación del colágeno, indicado por tanto para la correcta formación de huesos, dientes, vasos sanguíneos y la propia piel. Además, interviene en la absorción del hierro y estimula las defensas naturales de nuestro organismo.

Es una fruta que ejerce una interesantísima acción antioxidante, ayudando a reducir los diferentes efectos negativos de los radicales libres.

Asimismo, es una fruta interesante en la depuración del hígado, al participar en los procesos de desintoxicación

natural del hígado, ayudando a eliminar aquellas toxinas y las grasas que se acumulan en este órgano. Maldonado (2013)

#### **2.1.2.3.2. Composición Química.**

El Camu Camu es una fruta de la región amazónica; su principal característica es el alto contenido de Vitamina C en el mundo, aunque existen publicaciones en la web donde esta posición se le atribuye al kakadu (*Terminalia ferdinandiana* Exell) en base a reportes de concentraciones de Vitamina C hasta 5.5%; en el Camu Camu se reportan concentraciones hasta de 6.112% de Vitamina C. En realidad, como veremos en los Aspectos Químicos, en ambos frutos, los reportes del contenido de Vitamina C son muy variables; en todo caso, son las frutas con mayor contenido de Vitamina C. El organismo de los humanos no es capaz de producir Vitamina C (casi todos los organismos animales y vegetales, si lo hacen) por lo que debemos ingerirlas desde fuentes externas. La Vitamina C o Ácido ascórbico, es también llamada la vitamina antiescorbútica debido a que su descubrimiento estuvo ligado a esta acción. Además, contiene: Calcio (27.0 mg/100 g de pulpa), Fósforo (17.0 mg), Hierro (0.5 mg), tiamina, riboflavina, niacina y es rico en bioflavonoides. Maldonado (2013).

#### **2.1.2.3.3. Usos del Camu Camu.**

Suplemento Alimentario, antioxidante. Aumenta las defensas del organismo. Agente inmuno estimulante y antibacteriano. Previene las infecciones y evita el escorbuto. Interviene en la formación de dientes, huesos y tejidos conjuntivos. Fragilidad Capilar, hemorragias, malformación de los huesos y dientes. Podría ejercer una

acción preventiva y terapéutica de la agresión celular debido a la oxidación por radicales, en afecciones oculares como la degeneración ocular relacionada con la edad y Cataratas. Inkanatura World Peru Export (s.f.)

### 2.1.3. Marco Conceptual

- a) **Procesamiento de imágenes digitales:** Conjunto de técnicas o métodos que permiten mejorar o visibilizar de la mejor manera posible detalles que no son visualizados a simple vista. Utiliza algoritmos informáticos para crear, procesar, comunicar y visualizar imágenes digitales. The MathWorks (2018)
- b) **Imágenes digitales:** Son fotos electrónicas tomadas de una escena o escaneadas de documentos, fotografías, manuscritos, textos impresos e ilustraciones. Se realiza una muestra de la imagen digital y se confecciona un mapa de ella en forma de cuadrícula de puntos (píxeles). Biblioteca de la Universidad de Cornell (2003)
- c) **Resolución:** Es el grado de detalle o calidad de una imagen digital ya sea escaneada, fotografiada o impresa. Este valor se expresa en ppp (píxeles por pulgada) o en inglés dpi (dots per inch). Cuantos más píxeles contenga una imagen por pulgada lineal, mayor calidad tendrá. (Ministerio de Educación, Gobierno de España (2008)
- d) **Sistemas de Visión Artificial:** Rama de la inteligencia artificial cuyo propósito es diseñar sistemas informáticos capaces de entender los elementos y características de una escena o imagen real. Sánchez & Núñez (2016)
- e) **Clasificación de imágenes:** Desde el punto de vista del aprendizaje de máquina, es un problema de aprendizaje



supervisado, en el que los algoritmos clasificadores generan un modelo a partir de un dataset o conjunto de imágenes previamente categorizada. Para estos algoritmos las imágenes son matrices tridimensionales (ancho, alto y la profundidad). Sánchez & Núñez (2016)

- f) **Patrón:** Es una entidad a la que se le puede dar un nombre y que está representada por un conjunto de propiedades medidas y las relaciones entre ellas, por ejemplo: la imagen de una cara humana a la que se puede extraer el vector de características formado por un conjunto de valores numéricos calculados a partir de la misma. Romero & Calonge (2001)
- g) **Redes Neuronales Convolucionales:** Algoritmo formado por una colección de “neuronas” organizadas estructuradamente mediante capas, utilizadas en aplicaciones de visión artificial y reconocimiento de patrones. Romero & Calonge (2018)
- h) **Camu Camu:** Es un arbusto nativo de la Amazonía Peruana, que tiene de 2 a 3 metros de altura y crece de manera silvestre en los suelos aluviales. Romero & Calonge (2013)

## 2.2.DEFINICIONES OPERACIONALES

### 2.2.1. Variables.

- **VARIABLE INDEPENDIENTE (X)** = Software para el reconocimiento de plantas de Camu Camu.
- **VARIABLE DEPENDIENTE (Y)** = Redes Neuronales.

**Tabla 1. Indicadores e índices de la Variable Independiente (X)**

Variables	Indicadores	Índices		Instrumentos
<p style="text-align: center;"><b>VARIABLE INDEPENDIENTE (X)</b></p> <p>Software para el reconocimiento de plantas de camu camu</p>	<p>Sensibilidad: % de imágenes de hojas de Camu Camu que realmente son de la planta de Camu Camu.</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Eficiente</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Excelente (Sensibilidad = 100%).</li> <li>• Aceptable (Sensibilidad entre 99% y 80%).</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Formato de Observación.</li> </ul>
	<p>Especificidad: % de imágenes de hojas que realmente no son de la planta del Camu Camu que son rechazadas por el software.</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Deficiente</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• No Aceptable (Especificidad &lt; 80%).</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Formato de Observación.</li> </ul>

Fuente: Elaboracion Propia

**Tabla 2. Indicadores e índices de la Variable Dependiente (Y)**

Variables	Indicadores	Índices		Intrumentos
<b>VARIABLE DEPENDIENTE</b>  <b>(Y)</b>  Redes Neuronales	Sensibilidad: % de imágenes de hojas de Camu Camu que realmente son de la planta de Camu Camu.	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Eficiente:</li>   <li>• Deficiente</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Excelente (Sensibilidad= 100%).</li> <li>• Aceptable (Sensibilidad entre 99% y 80%).</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Formato de Observación.</li> </ul>
	Especificidad: % de imágenes de hojas que realmente no son de la planta del Camu Camu que son rechazadas por el software.		<ul style="list-style-type: none"> <li>• No Aceptable (Especificidad &lt; 80%).</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Formato de Observación.</li> </ul>

Fuente: Elaboracion Propia

## **2.3. HIPÓTESIS**

### **2.3.1. Hipótesis de Investigación.**

El software de reconocimiento de Camu Camu, hecho a partir de técnicas de redes neuronales Convolucionales, es una herramienta efectiva para la identificación de plantas de Camu Camu.

### **2.3.2. Hipótesis Nula.**

El software de reconocimiento de Camu Camu, hecho a partir de técnicas de redes neuronales, no es una herramienta efectiva para la la identificación de plantas de Camu Camu.

## CAPÍTULO III

### 3.1. METODOLOGÍA

#### 3.1.1. Método de investigación

El método utilizado en esta tesis de investigación es el del tipo Aplicativo Tecnológico.

#### 3.1.2. Diseños de investigación.

La investigación pertenece al diseño Experimental.

El esquema es:  $G1: O1 \rightarrow X$

$G2: O2 \rightarrow X$

##### **Dónde:**

G<sub>1</sub>: Grupo experimental 1 (sin software)

G<sub>2</sub>: Grupo experimental 2 (con software)

X: Tratamiento

O<sub>1</sub>: Test opinión de experto

O<sub>2</sub>: Test durante el experimento

##### 3.1.2.1. Población y muestra

De acuerdo a la revisión bibliográfica respecto a redes neuronales convolucionales se estableció lo siguiente:

**-Población:** 2800 imágenes de hojas (banco de imágenes).

**-Muestra:** 560 imágenes de hojas (20% del total para pruebas).

Es importante mencionar que para determinar la población y muestra se tuvo en cuenta lo siguiente:

- 1400 imágenes de camu camu comprobado por el experto botánico para entrenamiento.
- 1400 imágenes comprobadas por el experto botánico que no son Camu Camu.

Según las experiencias consultadas utilizando redes neuronales convolucionales, se deben utilizar 1000 imágenes como mínimo para entrenamiento y validación, en este caso se ha definido lo siguiente:

- 840 imágenes de Camu Camu para entrenamiento (60% de todas las imágenes de Camu Camu) y 840 imágenes de una especie diferente al Camu Camu para entrenamiento.
- 280 imágenes de Camu Camu para validación (20% de todas las imágenes de Camu Camu) y 280 imágenes de una especie diferente al Camu Camu para validación.
- 280 imágenes de Camu para pruebas (20% de todas las imágenes de Camu Camu) y 280 imágenes de una especie diferente al Camu Camu para pruebas, estas imágenes constituyen las 560 que son utilizados como muestras para las pruebas.

### 3.1.3. Técnicas e instrumentos

- **Técnicas:** Observación.
- **Instrumentos:** Formato de Observación (Ver Anexos).

### 3.1.4. Procedimientos de recolección de datos

- **Procedimientos:** Usuario utilizará el software instalado en un computador de alto rendimiento de un laboratorio.

### 3.1.5. Técnicas de procesamiento y análisis de datos

Los datos obtenidos de los Formatos de Observación de cada uno de los 5 indicadores, fueron registrados en una Hoja de cálculo Microsoft Excel. Y posteriormente procesados según las formulas asignadas, según el cuadro siguiente:

**Tabla 3. Indicadores por cada operación para procesamiento de datos**

Nro.	Indicador	Operaciones para Procesamiento de datos por Indicador
1	Porcentaje de Precisión	$\text{Porcentaje de Precisión} = \frac{\text{Cantidad de Aciertos en proceso de validación}}{\text{Total de Archivos de validación}} \times 100\%$
2	Proceso funcional de reconocimiento de plantas de Camu Camu a través de hojas.	$\text{Aceptación Procesos F.} = \frac{\text{Usuarios: Tiene o No tiene}}{\text{Total de Usuarios observadores}} \times 100\%$
3	Aceptación de la capa de presentación o gráfica del software	$\text{Aceptación Capa de Presen.} = \frac{\text{Usuarios: Muy Aprop. o Apropiado, o Lig. Aprop}}{\text{Total de Usuarios observadores}} \times 100\%$
4	Sensibilidad: % de imágenes de hojas de Camu Camu que realmente son de la planta de Camu Camu.	$\text{Sensibilidad} = \frac{\text{VP}}{\text{VP} + \text{FN}}$ <p>Donde VP son verdaderos positivos y FN son falsos negativos</p>
5	Especificidad: % de imágenes de hojas que realmente no son de la planta del Camu Camu que son rechazadas por el software.	$\text{Especificidad} = \frac{\text{VN}}{\text{VN} + \text{FP}}$ <p>Donde VN son verdaderos negativos y FP son falsos positivos</p>

Fuente: Elaboración Propia

### 3.1.6. Protección de los derechos humanos

Este trabajo no genera riesgos de peligro o vulneración de la integridad o los derechos humanos de los participantes (tesista y colaboradores). Pues básicamente consiste en la recolección de imágenes de hojas de Camu Camu, generación y uso experimental de software, el registro y procesamiento de información.

### **3.1.6.1. Relevancia**

El software que resultó de este trabajo es la primera herramienta informática que a través de técnicas de redes neuronales convolucionales (que forma parte de técnicas inteligencia artificial) será utilizado para apoyar los procesos de reconocimiento de especies de la flora amazónica peruana (vale la pena indicar nuevamente que este proyecto sólo está orientado a la especie Camu Camu, siendo este el alcance del prototipo, sin embargo la metodología puede ser expandible a otras especies de mayor o igual importancia del Camu Camu). El autor considera que la principal relevancia de este trabajo lo constituye que se ha desarrollado en la Amazonía peruana un primer caso o un ¿cómo se hace? de aplicaciones informáticas sobre procesamiento de imágenes para reconocimiento de especies de la flora de importancia económica, alimenticia y nutricional.

### **3.1.6.2. Aporte Multidisciplinario**

En este trabajo se combina la ciencia de la computación y las ciencias biológicas y sus resultados podrían servir a una serie de actores relacionados a la cadena de valor del Camu Camu (agricultores, extractores, empresarios, policía ambiental, estudiantes y docentes universitarios de biología, forestal, agronomía, etc). Junto al autor se ha logrado la participación de un especialista botánico del Instituto de Investigaciones de la Amazonía Peruana el Biólogo Ricardo Zarate Gomez.



## CAPÍTULO IV

### 4.1 RESULTADOS

El calculo de los Indices de Sensibilidad y Especificidad, con la red neuronal convolucional comprendió los procesos de entrenamiento, validación y pruebas de uso. Teniendo en cuenta que el banco de imágenes estuvo compuesto por 2800 imágenes de hojas, clasificadas de la siguiente manera:

**Tabla 4. Presentacion desagregada del Banco de Hojas**

Total Imágenes de Hojas de Camu Camu	Imágenes de camu camu para entrenamiento	Imágenes de camu camu para validación	Imágenes de camu camu para pruebas de uso	Total de Imágenes de Hojas diferentes al Camu Camu	Imágenes de Hojas diferentes al Camu Camu para entrenamiento	Imágenes de Hojas diferentes al Camu Camu para validación	Imágenes de Hojas diferentes al Camu Camu para pruebas de uso	Total banco de imágenes
1400	840	280	280	1400	840	280	280	2800

Fuente: Elaboracion Propia

#### **4.1.1. Entrenamiento de la Red Neuronal**

El entrenamiento de una red neuronal, es un proceso cuyo objetivo es el aprendizaje del software a partir de muestras o ejemplos (en este caso a partir de las imágenes). Según lo expuesto en la Tabla N° 05, en el entrenamiento de la red neuronal de esta tesis, se han utilizado 1680 imágenes, 840 imágenes de Hojas de Camu Camu y 840 imágenes de hojas de especies diferentes al Camu Camu (especies como el Cacao, Mango, etc), en ambos casos un experto botánico realizó la validación visual. El resultado del entrenamiento consistió en que las 840 imágenes de Camu Camu fueron reconocidas como tal, por lo que el Índice de Sensibilidad alcanza el 100%, valor denominado como Excelente para este Índice. En el caso de las 840 imágenes diferentes de Camu Camu, sólo 826 fueron reconocidas como imágenes de especies diferentes al Camu Camu, por lo que el Índice de Especificidad alcanza el 98%, valor denominado como Aceptable. Por lo cual el proceso de entrenamiento de la red neuronal fue realizado con éxito.

**Tabla 5. Tabla de Entrenamiento de la Red Neuronal**

Pre – Test Validadas por Experto Biologo						Post-Test Reconocidas por el Software			
Imágenes	Total	Reconocidas como imágenes de Camu Camu	No Reconocidas como imágenes de Camu Camu	Indice de Sensibilidad	Indice de Especificidad	Reconocidas como imágenes de Camu Camu	No Reconocidas como imágenes de Camu Camu	Indice de Sensibilidad	Indice de Especificidad
Imágenes de Camu Camu	840	840	0	100 %	Sin Datos	840	0	100%	Sin Datos
Imágenes de hojas diferentes del Camu Camu	840	0	840	Sin Datos	100 %	14	826	Sin Datos	98%
Total	1680								

Fuente: Elaboración Propia

**Indice de Sensibilidad**

- Excelente = 100% (840)
- Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 672-831)
- No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 672)

**Indice de Especificidad**

- Excelente = 100% (840)
- Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 672-831)
- No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 672)

#### **4.1.2. Validación de la Red Neuronal**

Para el caso del proceso de validación del funcionamiento de la red neuronal según lo expuesto en la Tabla N° 06, se han utilizado 560 imágenes, 280 imágenes de Hojas de Camu Camu y 280 imágenes de hojas de especies diferentes al Camu Camu, en ambos casos un experto botánico también realizó la validación visual. El resultado comprendió en que las 280 imágenes de Camu Camu fueron reconocidas como tal, por lo que el Índice de Sensibilidad alcanza el 100%, valor denominado como Excelente. En el caso de las 280 imágenes diferentes de Camu Camu, fueron reconocidas como imágenes de hojas de una especie diferente de Camu Camu, por lo cual el Índice de Sensibilidad es de 100%, valor también denominado Excelente. Por lo cual el proceso de validación de la red neuronal se realizó con éxito.

**Tabla 6. Tabla de Validacion de la Red Neuronal**

Pre-Test Validadas por Experto Biologo						Post-Test Reconocidas por el Software			
Imágenes	Total	Reconocidas como imágenes de Camu Camu	No Reconocidas como imágenes de Camu Camu	Indice de Sensibilidad	Indice de Especificidad	Reconocidas como imágenes de Camu Camu	No Reconocidas como imágenes de Camu Camu	Indice de Sensibilidad	Indice de Especificidad
Imágenes de Camu Camu	280	280	0	100 %	Sin Datos	280	0	100%	Sin Datos
Imágenes de hojas diferentes del Camu Camu	280	0	280	Sin Datos	100 %	0	280	Sin Datos	100%
Total	560								

Fuente: Elaboración Propia

**Indice de Sensibilidad**

- Excelente = 100% (280)
- Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 244-277)
- No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 277)

**Indice de Especificidad**

- Excelente = 100% (280)
- Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 244-277)
- No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 277)

#### **4.1.3. Pruebas de uso del software**

Para el caso de las pruebas de uso del software, según lo expuesto en la Tabla N° 07, se han utilizado 560 imágenes, 280 imágenes de Hojas de Camu Camu y 280 imágenes de hojas de especies diferentes al Camu Camu, en ambos casos también el experto botánico realizó la validación visual. El resultado consistió en que las 280 imágenes de Camu Camu fueron reconocidas como tal, por lo que el Índice de Sensibilidad alcanza el 100%, valor denominado como Excelente. En el caso de las imágenes diferentes de Camu Camu, sólo 260 fueron reconocidas como imágenes de hojas de una especie diferente de Camu Camu, por lo cual el Índice de Especificidad es de 93%, valor denominado como Aceptable. Por lo cual el proceso de validación de la red neuronal fue realizado con éxito. En conclusión, al evaluar la eficiencia de la Implementación y uso del software a partir de la Sensibilidad y Especificidad que son 100% (excelente) y 93 % (aceptable) respectivamente se da respuesta al objetivo específico N° 1: Evaluar la eficiencia de la Implementación y uso del software a partir de la Sensibilidad y Especificidad en las pruebas de reconocimiento de plantas de Camu Camu a través de sus hojas.

**Tabla 7. Tabla de Pruebas de uso del Software**

Pre – Test Validadas por Experto Biologo						Post-Test Reconocidas por el Software			
Imágenes	Total	Reconocidas como imágenes de Camu Camu	No Reconocidas como imágenes de Camu Camu	Indice de Sensibilidad	Indice de Especificidad	Reconocidas como imágenes de Camu Camu	No Reconocidas como imágenes de Camu Camu	Indice de Sensibilidad	Indice de Especificidad
Imágenes de Camu Camu	280	280	0	100 %	Sin Datos	280	0	100 %	Sin Datos
Imágenes de hojas diferentes del Camu Camu	280	0	280	Sin Datos	100 %	20	260	Sin Datos	93 %
Total	560								

Fuente: Elaboración Propia

**Indice de Sensibilidad**

- Excelente = 100% (280)
- Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 244-277)
- No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 277)

**Indice de Especificidad**

- Excelente = 100% (280)
- Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 244-277)
- No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 277)

En conclusión al evaluar el uso de Redes Neuronales en la etapa de entrenamiento y validación a partir de la Sensibilidad y Especificidad para Reconocimiento de plantas de Camu Camu a través de sus hojas reportaron que la Sensibilidad tiene 100 % y la Especificidad tiene un promedio de 99 %, de esta manera se da respuesta al objetivo específico N° 2: Evaluar la Eficiencia en el uso de Redes Neuronales Convolucionales a partir de la Sensibilidad y Especificidad para Reconocimiento de plantas de Camu Camu a través de sus hojas.

#### 4.2. CONTRASTACION DE LA HIPOTESIS

**Tabla 8. Resumen del Calculo del Indice de Sensibilidad y Especificidad**

<b>Indices</b>	<b>Entrenamiento</b>	<b>Validación</b>	<b>Prueba de Uso</b>	<b>Total</b>
Sensibilidad (%)	100	100	100	100
Especificidad (%)	98	100	93	97

Fuente: Elaboración Propia

Finalmente, se presenta en la Tabla N° 08, el resumen de los valores parciales de los índices de Sensibilidad y Especificidad, incluso se presentan los valores totales en ambos casos. Logrando el 100% para el caso Sensibilidad y 97% para el caso de Especificidad, con esto se concluye que El software de reconocimiento de Camu Camu, hecho a partir de técnicas de redes neuronales Convolucionales, es una herramienta efectiva a partir de los cuales se puede comentar que en el primer caso es Excelente y en el segundo caso Aceptable, en ambos casos son valores esperados en la presente tesis; de esta manera se acepta la Hipotes de la Investigacion:

El software de reconocimiento de Camu Camu, hecho a partir de técnicas de redes neuronales Convolucionales, es una herramienta efectiva para la identificación de plantas de Camu Camu.



## CAPÍTULO V

### 5.1 DISCUSIÓN

A partir de los resultados encontrados, se acepta la hipótesis de investigación que establece que el software de reconocimiento de Camu Camu, hecho a partir de técnicas de redes neuronales Convolucionales, es una herramienta efectiva para la identificación de plantas de Camu Camu.

Este trabajo esta basado y guarda buena relación metodológica con las experiencias de Picaso (2018), Abarca(2018), Microsoft Azure (2018), Casas (2017), Quintero, Merchán, Cornejo & Sánchez (2017), Montoya, Cortés & Chaves (2014), quienes para sus trabajos o implementaciones también utilizaron redes neuronales convolucionales, junto a técnicas de procesamiento de imágenes, no necesariamente para generar aplicaciones para reconocimiento de especies de plantas. La metodología y el tipo de reconocimientos de todos los trabajos de estos autores tienen considerables similitudes, aunque exista una serie de diferencias relacionadas a los objetos de reconocimiento, incluso a las diversas herramientas de programación o software utilizado, tamaños de banco de imágenes, incluso pasos de pre-procesamiento, incluso en el caso de los indicadores de medición de éxito de la herramienta software (Sensibilidad y Especificidad).

Si comparamos la experiencia de Microsoft Azure (2018) respecto a la herramienta software generada en este trabajo (tener en cuenta que son temáticas diferentes, la comparación se realiza respecto a la arquitectura de la aplicación), las diferencias dimensionales son tremendamente abismales. Siendo la primera superior desde el número de capas ocultas de su red neuronal, en este caso este sistema dispone de 350 capas ocultas para entrenamiento, versus las 7 capas ocultas de la red convolucional de este trabajo, así también sus 350 mil imágenes que conforman su banco de imágenes versus a las 2800 imágenes utilizadas en esta tesis, uso de computador de alto desempeño de grandes capacidades, así mismo Microsoft

Azure (2018), utiliza una serie de actividades de pre-procesamiento, e incluso una serie de librerías y herramientas complementarias para el procesamiento de sus grandes volúmenes de imágenes.

De todas estas experiencias quizás la más vinculable respecto a los indicadores de Sensibilidad y Especificidad es el trabajo de Abarca (2018), denominado “Diseño de un modelo algorítmico basado en visión computacional para la detección y clasificación de retinopatía diabética en imágenes retinográficas digitales”, aunque el área temática sea totalmente diferente al área de los recursos naturales.

Los valores de los indicadores Sensibilidad y Especificidad de la presente tesis son de mayor contundencia que los resultados alcanzados por Abarca (2018), que en Sensibilidad alcanzó 90.17% y el Especificidad 96.72%. Ello teniendo como posibles causas ciertas limitaciones surgidas en el contexto del área de salud (utilización de menor número de imágenes de muestras, complejidad y precisión necesaria para procesos relacionados al área de salud, incluso limitaciones propias del algoritmo). No es la misma complejidad respecto al reconocimiento de imágenes de especies de la flora a partir de imágenes de hojas (parámetro de entrada), centradas en el aprendizaje de las formas, color y textura, sin que sea determinante algunas precisiones mínimas.

Así mismo, si bien es cierto al inicio de este trabajo se indicó como parte inicial de la tesis la identificación de una serie de trabajos relacionados a las temáticas de procesamiento de imágenes y redes neuronales convolucionales, priorizándose trabajos con fuerte vinculación semántica, con los objetivos de la presente tesis, sin embargo, luego de la experiencia y resultados es pertinente indicar que este trabajo es escasamente vinculable a las experiencias de Alpuente (2014), Bravo & Kinderman (2014), Valenzuela (2013), García (2013), López, Arce, & Arévalo (2012), Gómez, Sánchez, Ocampo & Restrepo (2012), Polo (2011), Pérez, Serrano, Acha, Serrano & Linares (2011), Vega, Cortéz, Huayna, Alarcón & Romero (2009), Medina

(2009), Jamet, Pereira, Rabanal & Yáñez (2008), Trujillo & Cuevas (2006), en la mayoría de estos casos se utilizan redes neuronales diferentes a las convolucionales además de otros métodos para reconocimiento (procesamiento de imágenes), así mismo en otros casos los trabajos se relacionan a reconocimiento de imágenes vinculadas a recursos naturales, aunque focalizados en otros procesos o cálculos o indicadores diferentes al de la tesis.

## CAPÍTULO VI

### **PROPUESTA: PROPUESTA DE SISTEMA INFORMÁTICO PARA SERVICIO PÚBLICO DE RECONOCIMIENTO DE ESPECIES DE LA FLORA AMAZÓNICA A PARTIR 5 PARAMETROS DE ENTRADA (HOJAS, TEXTURA DE CORTE, FLORES, IMÁGENES DE FRUTOS, TEXTURA DEL TRONCO, ETC)**

#### **1. Generalidades**

El reconocimiento o identificación de especies de la flora es un proceso transversal relacionado a una serie de problemáticas críticas y clave en la Amazonía peruana como son: Deforestación, tala ilegal, tráfico de especies en peligro de extinción, pérdida de biodiversidad, falta de valor agregado, comercialización y exportaciones de productos del bosque.

Estos son problemas históricos que podrían mejorarse (automatizarse) y hacerse accesible o masivo (servicio público) a través de una serie de técnicas y herramientas informáticas. Lo trabajado en la tesis es un punto de inicio, una primera experimentación, el siguiente paso comprendería la expansión de especies (hay 15 mil posibles especies en la Amazonía peruana), parámetros de ingreso (ir de imágenes de hojas a imágenes texturas, frutas, flores, etc.), algoritmos e incluso su accesibilidad a través de una dirección web o aplicativo móvil.

Finalmente, la expansión de esta herramienta debería incorporar mecanismos que faciliten su difusión por los diversos contextos y diferentes públicos, teniendo en cuenta que el proceso de reconocimiento de especies es una operación capaz de agilizar diversas cadenas de valor o procesos de diversos contextos.

## **2. Objetivos de la Propuesta**

### **2.1. Objetivo General**

Desarrollar un servicio público sobre reconocimiento de especies de la flora amazónica a partir de procesamiento de imágenes.

### **2.2. Objetivos Específicos**

- Generar banco de dataset de las especies de la flora amazónica.
- Desarrollar una solución informática para el reconocimiento de especies de la flora amazónica.
- Generar una aplicación informática de fácil acceso a diversas poblaciones (web y móvil).
- Validar y socializar el servicio público sobre reconocimiento de especies de la flora amazónica.

## **3. Justificación**

El aprovechamiento de los recursos naturales silvestres destaca entre las principales actividades para la supervivencia de la población de la Amazonia peruana e incluso para impulsar actividades empresariales (extractivas) e industriales.

Estas actividades se caracterizan por ser irracionales y además generan consecuencias nocivas para la biodiversidad peruana. Entre ellas destacan tala ilegal, deforestación (causados por monocultivos, extracción irracional, agricultura migratoria, etc.), tráfico de especies en peligro de extinción, pérdida de biodiversidad, falta de valor agregado, comercialización y exportaciones de productos del bosque. Los mecanismos de control del aprovechamiento de especies son muy limitados, pues los procesos de reconocimiento requieren de

profesionales o especialistas, la no presencia de estos favorecen el aprovechamiento irracional.

En este documento se plantea una propuesta para la generación de un servicio público de acceso a procesos de reconocimiento de especies a través de imágenes. La idea es que el sistema sirva para remplazar de la mejor forma posible el trabajo de los profesionales botánicos en procesos de reconocimiento de especies amazónicas.

#### 4. Indicadores de la Propuesta

**Tabla 9. Indicadores de la Propuesta**

<b>Nro.</b>	<b>Indicadores</b>
1	Numero de dataset especies
2	Sensibilidad
3	Especificidad
4	Tiempo de entrenamiento
5	Tiempo Promedio de reconocimientos

Fuente: Elaboración Propia

#### 5. Detalle de la Propuesta

- **Generar banco de dataset de las especies de la flora amazónica.** Comprende la creación de los bancos de imágenes o denominados “dataset” por cada uno de los parámetros de reconocimiento (hojas, textura de corte, frutas, flores, etc.). Según el algoritmo utilizado en la tesis se requiere al menos un banco de 1000 imágenes por cada parámetro.

De acuerdo a la disponibilidad de fondos y especialistas, el equipo de desarrollo debería priorizar las especies de acuerdo a criterios propios (especies con importancia económica, especies sujetas a tráfico ilegal, especies en peligro de extinción, usos como plantas medicinales, etc).

Las imágenes deberán ser ordenadas y almacenadas teniendo en cuenta protocolos para datasets.

- **Desarrollar una solución informática para el reconocimiento de especies de la flora amazónica.** A partir de revisión bibliográfica será necesario la identificación y pruebas de adaptación de algoritmos alternativos a la red neuronal convolucional utilizado en la tesis. La idea es identificar un algoritmo alternativo con el cual desarrollar el software.

El software será desarrollado bajo la metodología XP (adaptada a cortas cantidad de desarrolladores participantes), y deberá facilitar el crecimiento de los dataset (cantidad, capacidad de almacenamiento), e incluso los diversos tipos de parámetros de entrada.

Para las pruebas y desarrollo del software será necesaria el uso de computadores de alto desempeño (sin lo cual será muy complicado generar el servicio público).

- **Generar una aplicación informática de fácil acceso a diversas poblaciones (web y móvil).** Comprende el análisis, desarrollo e implementación, pruebas iniciales de un sistema de información que permita disponer el servicio de reconocimiento desde la web y desde aplicaciones móviles para celulares y tabletas.

La metodología que utilizará el grupo de desarrollo será la denominada Metodología XP, y el sistema deberá instalarse en una infraestructura de servicio web de gran capacidad (almacenamiento, conectividad, procesamiento, uso de webservices para consulta desde el móvil, acceso concurrente de varios visitantes o usuarios).

- **Validar y socializar el servicio público sobre reconocimiento de especies de la flora amazónica.** Comprende un conjunto de actividades de estudios de validación del servicio público con los diversos actores o beneficiarios (empresarios, extractores, profesionales, botánicos,

estudiantes universitarios). La idea es que se haga una investigación sobre los usos, resultados, ahorro de tiempos, costos, cantidad de especies y mejora de procesos en los diversos contextos de interés (tala ilegal, blanqueo de madera, tráfico ilegal de especies de extinción).

## **6. Mejoras de la Propuesta respecto a el trabajo de Tesis**

Respecto a la tesis se plantean las siguientes mejoras:

- Uso de mayor cantidad de especies en los procesos de reconocimiento (teniendo en cuenta que en la Amazonía peruana existen más de 15 mil especies de flora).
- Uso de algoritmos más eficientes para reconocimiento de especies de la flora (otras alternativas como por ejemplo Machine Learning y técnicas convencionales de procesamiento de imágenes).
- Uso de mayor número de parámetros de estudio, ello consiste en expandir los parámetros de entrada de hojas hacia texturas, imágenes de frutas, flores, etc.
- Accesibilidad de los usuarios al servicio por un sitio web y por aplicaciones móviles.

## **7. Viabilidad de la Propuesta**

Si bien es cierto, el planteamiento de esta propuesta, implica la creación de un servicio público de reconocimiento de imágenes de más de las 15 mil especies de la flora amazónica.

Por cada uno de los 5 parámetros previstos por cada una de los más de 15 mil especies, utilizando la red neuronal convolucional se tendrían que poseer individualmente mínimo de 1000 imágenes (cada uno por lo menos de un megabyte). Será necesario considerables esfuerzos para la construcción del Dataset por cada especie, capacidades computacionales para el entrenamiento de la red neuronal (computador de alto



desempeño), y de una buena infraestructura web para el acceso del público.

Respecto al primero, la construcción de los datasets, debería ser un proceso secuencial (comenzar poco a poco, es imposible hacerlo a todo de un solo bloque), es necesario buscar financiamiento a través de fondos de proyectos concursables. Respecto al uso de computador de alto desempeño el Instituto de Investigaciones de Amazonía Peruana, dispone de este tipo de equipamiento y la UNAP posee convenio de acceso al equipamiento. Respecto al uso de una plataforma web de gran capacidad, será necesario buscar fondos para comprar equipamiento o rentar un servicio disponible en la nube.

## CAPÍTULO VII

### 7.1. CONCLUSIONES

La realización del presente trabajo alcanzó las siguientes conclusiones:

#### 7.1.1. Conclusion General

A través de este trabajo se ha logrado el análisis, diseño e implementación de una aplicación informática que permite el reconocimiento de la especie de planta, llamada comúnmente Camu Camu (*Myrciaria dubia*), a partir de reconocimiento de imágenes de sus hojas, habiéndose utilizado como mecanismos de procesamiento el uso de redes neuronales convolucionales. Este software tiene la capacidad de reconocer en un 100% a las imágenes que efectivamente corresponden a la hoja de la especie camu camu, y a la vez indica en un 97% que no es una imagen de hoja de camu camu, en caso que no lo sea (otra especie).

#### 7.1.2. Conclusiones Especificas

- La Implementacion y uso del software es EFICIENTE dado que la Sensibilidad y Especificidad reportaron el 100% (excelente) y 93 % (aceptable) respectivamente
- El uso de Redes Neuronales en la etapa de entrenamiento y validación es EFICIENTE debido que la Sensibilidad reporto 100% (excelente) en ambos casos y Especificidad en entrenamiento el 98% (Aceptable) y en validación el 100 % (excelente).

#### 7.1.3. Conclusiones sobre la Hipótesis de la Investigación

- Se acepta la Hipótesis de la Investigación: “El software de reconocimiento de Camu Camu, hecho a partir de técnicas de redes

neuronales Convolucionales, es una herramienta efectiva para la identificación de plantas de Camu Camu”.

## CAPÍTULO VIII

### 8.1. RECOMENDACIONES

- A partir de esta primera experiencia relacionada a el procesamiento de imágenes y redes neuronales, es importante para la Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática (FISI) de la Universidad Nacional de la Amazonía Peruana (UNAP), impulsar proyectos de investigación de esta temática, incluso desarrollar la propuesta de esta tesis.
- Se recomienda a la FISI UNAP, incorporar en sus líneas de investigación la temática de procesamiento de imágenes, garantizando que se incluya lo relacionado al uso de algoritmos y técnicas de procesamiento de imágenes para diversos fines.
- Un posterior trabajo que podría complementar a esta tesis, podría consistir en la comparación del uso de redes neuronales convolucionales con las otras técnicas o métodos de procesamiento de imágenes.
- Independiente a los procesos académicos, en el futuro será importante para la FISI UNAP, la creación de un repositorio de Dataset, que permita acceder a bancos de imágenes de diversa naturaleza (este banco permitirá el desarrollo de trabajos de procesamiento de imágenes). Así mismo es importante la creación de un repositorio de tesis y otras publicaciones relacionadas a procesamiento de imágenes para reconocimiento de formas, así como la incorporación dentro de las sumillas, en los procesos de investigación formativa, como línea de investigación las temáticas de procesamiento de imágenes y el uso de redes neuronales para el reconocimiento de diversas formas de objetos, incluso ajenas a las relacionadas a biodiversidad (como por ejemplo imágenes de rostros, imágenes médicas, imágenes satelitales, imágenes de drones, placas de vehículos, etc).

- La FISI UNAP debería identificar diversas necesidades o problemáticas de la Amazonía peruana, que puedan necesitar o puedan ser solucionadas o superadas a partir de soluciones informáticas basadas en procesamiento de imágenes.
- La FISI UNAP debería mejorar su vinculación con diversos actores de las cadenas de valor relacionados a recursos naturales (sector forestal, sector agrícola, entre otros).

## CAPÍTULO IX

### 9.1. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Valdez Alvarado , A. (2010). *El Neocognitrón* . Obtenido de <http://www.revistasbolivianas.org.bo/pdf/rits/n2/n2a10.pdf>
- Abarca, D. (2018). *Diseño de un modelo algorítmico basado en visión computacional*. Lima. Obtenido de [http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/bitstream/handle/123456789/12171/ABARCA\\_DAEKET\\_MODELO\\_ALGORITMICO\\_VISION\\_COMPUTACIONAL.pdf?sequence=1&isAllowed=y](http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/bitstream/handle/123456789/12171/ABARCA_DAEKET_MODELO_ALGORITMICO_VISION_COMPUTACIONAL.pdf?sequence=1&isAllowed=y)
- Alpuente Hermosilla, J. (2014). *Caracterización automática de especies de madera mediante técnicas de clasificación de imágenes*. Obtenido de <https://ebuah.uah.es/dspace/handle/10017/22455>
- Bereciartua Pérez, A. (2016). *CLasificación automatizada de imágenes para un sistema de filtrado de contenidos basada en el empleo de redes neuronales artificiales*. Obtenido de [https://addi.ehu.es/bitstream/handle/10810/20703/TESIS\\_BERECIARTUA\\_PEREZ\\_MARIA%20ARANZAZU.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://addi.ehu.es/bitstream/handle/10810/20703/TESIS_BERECIARTUA_PEREZ_MARIA%20ARANZAZU.pdf?sequence=1&isAllowed=y)
- Biblioteca de la Universidad de Cornell . (2003). *Llevando la Teoría a la práctica*. Obtenido de Terminología básica: <http://preservationtutorial.library.cornell.edu/tutorial-spanish/intro/intro-01.html>
- Biblioteca de la Universidad de Cornell. (2003). *Llevando la teoría a la práctica*. Obtenido de Terminología básica: <http://preservationtutorial.library.cornell.edu/tutorial-spanish/intro/intro-02.html>
- Buendía, Vargas, Leyva, & Terrazas. (2002). *Aplicación de Redes Neuronales Artificiales y Técnicas SIG para la predicción de coberturas forestales*. Obtenido de <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=62980104>
- Casas Martínez, Á. (2017). *Reconocimiento de imágenes con Redes Convolucionales en C*. Obtenido de <http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/91350/fichero/TFG+Alvaro+Casas+Martinez.pdf>
- Chang Gonzales, A. (2013). *El camu camu , aspectos químicos, farmacológicos y tecnológicos*. Ica. Obtenido de

[http://www.iiap.org.pe/wfr\\_Descarga.aspx?id=mIgX7vBFYS39HztKzrwLww=&tipo=SNrz4CY7n79ZfATctl9apg](http://www.iiap.org.pe/wfr_Descarga.aspx?id=mIgX7vBFYS39HztKzrwLww=&tipo=SNrz4CY7n79ZfATctl9apg)

FER2013. (s.f.). FER2013. Obtenido de Kaggle:

<https://www.kaggle.com/c/challenges-in-representation-learning-facial-expression-recognition-challenge/data>

García García, P. P. (2013). *Reconocimiento de imágenes utilizando redes neuronales artificiales*. Obtenido de

<https://eprints.ucm.es/23444/1/ProyectoFinMasterPedroPablo.pdf>

Gómez, Sánchez, Ocampo, & Restrepo. (2012). Aplicación de redes neuronales en la clasificación de arcillas. Obtenido de

<http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=149224285013>

Google Sites. (s.f.). *Google Sites*. Obtenido de Derechos de autor y NTIC:

<https://sites.google.com/site/derechosdeautorntic/formato-observacion>

Hernández, Fernandez, & Baptista. (1998). Metodología de la investigación

Ed. Mc Graw hill. En Hernández, Fernandez, & Baptista, *Metodología de la investigación Ed. Mc Graw hill* (págs. 23, 25, 60, 63). Obtenido de

[http://catarina.udlap.mx/u\\_dl\\_a/tales/documentos/lcp/texson\\_a\\_gg/capitulo4.pdf](http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/lcp/texson_a_gg/capitulo4.pdf)

Inkanatura World Peru Export. (s.f.). Recuperado el 22 de 08 de 2018, de Inkanat Peru: <http://www.inkanatural.com/es/arti.asp?ref=camu-camu>

IPE. (2017). *IPE*. Obtenido de IPE: <http://ipe.org.pe/>

Jamet, Pereyra, Rabanal, & Yáñez. (2008). Aplicación de una red neuronal artificial para determinar el nivel de frescura de un pescado mediante procesamiento de imagen. Obtenido de

[https://www.academia.edu/10503221/Aplicaci%C3%B3n\\_de\\_una\\_Red\\_Neuronal\\_Artificial\\_para\\_determinar\\_el\\_Nivel\\_de\\_Frescura\\_de\\_un\\_Pescado\\_mediante\\_Procesamiento\\_de\\_Imagen](https://www.academia.edu/10503221/Aplicaci%C3%B3n_de_una_Red_Neuronal_Artificial_para_determinar_el_Nivel_de_Frescura_de_un_Pescado_mediante_Procesamiento_de_Imagen)

Larranaga, P., Inza, I., & Moujahid, A. (2015). Redes Neuronales. Obtenido de

[https://www.researchgate.net/publication/268291232\\_Tema\\_8\\_Red\\_Neuronales](https://www.researchgate.net/publication/268291232_Tema_8_Red_Neuronales)

Lopez, J., Arce, C., & Arevalo Fuentes, R. (2012). Aplicación de la técnica de redes neuronales para la predicción de la altura de árboles de algunas especies maderables promisorias presentes en plantaciones forestales de Colombia. Obtenido de

[https://www.researchgate.net/publication/242331545\\_Aplicacion\\_de\\_la\\_tecnica\\_de\\_redes\\_neuronales\\_para\\_la\\_prediccion\\_de\\_la\\_altura\\_de\\_arboles](https://www.researchgate.net/publication/242331545_Aplicacion_de_la_tecnica_de_redes_neuronales_para_la_prediccion_de_la_altura_de_arboles)

de algunas especies maderables promisorias presentes en plantaciones forestales de Colombia

- Maldonado Ruiz, D. A. (2013). *Desafíos sobre las nuevas tecnologías de resolución de CAPTCHA*. Obtenido de [http://bibliotecadigital.econ.uba.ar/?a=d&c=tpos&d=1502-0838\\_MaldonadoRuizDA](http://bibliotecadigital.econ.uba.ar/?a=d&c=tpos&d=1502-0838_MaldonadoRuizDA)
- Marroquín Peña, R. (2013). *Confiabilidad y Validez de Instrumentos de investigación*. Obtenido de <http://www.une.edu.pe/Titulacion/2013/exposicion/SESSION-4-Confiabilidad%20y%20Validez%20de%20Instrumentos%20de%20investigacion.pdf>
- McCulloch, W., & Pitts, W. (1943). *A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*.
- Medina Chipana, A. G. (2009). *Clasificación Textura mediante redes neuronales*. Obtenido de [http://www.revistasbolivianas.org.bo/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1997-40442009000100017&lng=es&nrm=iso](http://www.revistasbolivianas.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1997-40442009000100017&lng=es&nrm=iso)
- Microsoft. (2018). *Microsoft Azure*. Obtenido de Clasificación de imágenes con redes neuronales convolucionales: <https://azure.microsoft.com/es-es/solutions/architecture/image-classification-with-convolutional-neural-networks/?cdn=disable>
- Ministerio de Educación, Gobierno de España. (2008). *Diseño de Materiales Multimedia Web 2.0*. Obtenido de <http://www.ite.educacion.es/formacion/materiales/107/cd/imagen/imagen0102.html>
- Montoya Holguin, C., Cortés Osorio, J. A., & Chaves Osorio, J. A. (2014). *Sistema automático de reconocimiento de frutas basado en visión por computador*. Obtenido de [https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0718-33052014000400006](https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-33052014000400006)
- Muñoz Gutiérrez, C. (s.f.). *Redes Neuronales*. Obtenido de <https://webs.ucm.es/info/pslogica/redesdoc.pdf>
- Oviedo, B., & Kinderman, G. (2014). *Modelización de sistemas ecológicos mediante redes neuronales*. Obtenido de [http://secforestales.org/publicaciones/index.php/cuadernos\\_secf/article/view/9476/9394](http://secforestales.org/publicaciones/index.php/cuadernos_secf/article/view/9476/9394)



- Paris, S., Robles Camarillo, D., Luna Gonzales, J. A., & Nakano Miyate, M. (2016). Comparación de Arquitecturas de Redes Neuronales Convolucionales. Obtenido de [https://www.researchgate.net/profile/Daniel\\_Robles-Camarillo/publication/309455781\\_Comparacion\\_de\\_Arquitecturas\\_de\\_Reddes\\_Neuronales\\_Convolucionales\\_para\\_la\\_Clasificacion\\_de\\_Imagenes\\_de\\_Ojos/links/5810f01b08aea04bbcb49d8/Comparacion-de-Arquitecturas-de-Re](https://www.researchgate.net/profile/Daniel_Robles-Camarillo/publication/309455781_Comparacion_de_Arquitecturas_de_Reddes_Neuronales_Convolucionales_para_la_Clasificacion_de_Imagenes_de_Ojos/links/5810f01b08aea04bbcb49d8/Comparacion-de-Arquitecturas-de-Re)
- Pérez Carrasco, J. A., Serrano, C., Acha, B., Serrano Gotarredona, T., & Linares Barranco, B. (2011). *Red neuronal convolucional rápida sin fotogramas para reconocimientos de dígitos*. Obtenido de <http://hdl.handle.net/10261/84753>
- Picaso Montoya, Ó. (2018). *Redes neuronales convolucionales profundas para el reconocimiento de emociones en imágenes*. Obtenido de [http://oa.upm.es/51441/1/TFM\\_OSCAR\\_PICAZO\\_MONTOYA.pdf](http://oa.upm.es/51441/1/TFM_OSCAR_PICAZO_MONTOYA.pdf)
- Polo Castro, J. C. (2015). Sistema de visión artificial basado en la detección de los movimientos del ojo, para mejorar la atención de los pacientes con síndrome de Guillain Barré. Obtenido de [http://tesis.usat.edu.pe/bitstream/usat/524/1/TL\\_Polo\\_Castro\\_JulioCesar.pdf](http://tesis.usat.edu.pe/bitstream/usat/524/1/TL_Polo_Castro_JulioCesar.pdf)
- Polo, J. D. (2011). *wwwwhat's new.com*. Obtenido de *wwwwhat's new*: <https://wwwwhatsnew.com/2011/05/08/leafsnap-identifica-plantas-haciendo-una-foto-a-las-hojas/>
- Portal Perú Ecológico*. (2012). Obtenido de <http://www.peruecologico.com.pe/opciones.html>
- Quelca Sirpa, R. S. (2012). Reconocimiento de cromosomas humanos en imágenes basado en una red neuronal de retropropagación. Obtenido de <http://hdl.handle.net/123456789/1730>
- Quintero, C., Merchán, F., Cornejo, A., & Sánchez Galán, J. (2017). *Knowledge E*. Obtenido de <https://knepublishing.com/index.php/KnE-Engineering/article/view/1462/3528>
- Robles Ruiz, S. M. (2018). Reconocimiento automático de glifos mayas. Obtenido de <https://tesis.ipn.mx/handle/123456789/24280>
- Romero, L., & Calonge, T. (2001). Redes Neuronales y Reconocimiento de Patrones. 1. Obtenido de <https://gredos.usal.es/jspui/handle/10366/55893>

- Sánchez , A., & Núñez, F. J. (2016). *Diseño de un sistema de reconocimiento automático de matrículas de vehículos mediante una red neuronal convolucional*. Obtenido de <http://openaccess.uoc.edu/webapps/o2/handle/10609/52222>
- Stanford University. (s.f.). *cs231n*. Obtenido de Convolutional Neural Networks for Visual Recognition.: <http://cs231n.github.io/convolutional-networks/>
- Tablada, C. J., & Torres, G. A. (s.f.). *Redes neuronales artificiales*.
- The MathWorks, I. (2018). *MathWorks*. Obtenido de Procesado de imágenes digitales: <https://es.mathworks.com/discovery/procesado-imagenes-digitales.html>
- Trujillo, F., & Cuevas , Z. (2006). Predicción mediante redes neuronales artificiales de la transferencia de masa en frutas osmoticamente deshidratadas. Obtenido de <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=33911409>
- Valenzuela Pérez, S. (2013). *Identificación de especies vegetales utilizando dispositivos móviles*. Santiago de Chile. Obtenido de [http://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/113941/cf-valenzuela\\_sp.pdf?sequence=1](http://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/113941/cf-valenzuela_sp.pdf?sequence=1)
- Vega, Cortéz, Huayna, Alarcón, & Romero. (2009). *Reconocimiento de patrones mediante redes neuronales artificiales*. Obtenido de [http://sisbib.unmsm.edu.pe/bibvirtual/publicaciones/risi/2009\\_n2/v6n2/a03v6n2.pdf](http://sisbib.unmsm.edu.pe/bibvirtual/publicaciones/risi/2009_n2/v6n2/a03v6n2.pdf)

## **ANEXOS**

## Anexo N°01: Matriz de Consistencia

### TÍTULO: “APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA RECONOCIMIENTO DE LA ESPECIE CAMU CAMU (Myrciaria dubia) A TRAVÉS DE REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES, EN IQUITOS PERÚ, DURANTE EL AÑO 2017”

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES	INDICADORES	METODOLOGÍA
<p><b>Problema General</b></p> <p>¿En qué medida el software de reconocimiento de plantas de Camu Camu, creado a partir del uso de técnicas de redes neuronales Convolucionales, será un instrumento efectivo para la identificación de plantas de Camu Camu?</p> <p><b>Problemas Específicos</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• ¿Cómo es la evaluación de la eficiencia de la Implementación y uso del software a partir de la Sensibilidad y Especificidad en las pruebas de reconocimiento de plantas de Camu Camu a través de sus hojas?</li> <li>• ¿Cómo es la evaluación de la eficiencia en el uso de Redes Neuronales Convolucionales a partir de la Sensibilidad y Especificidad para Reconocimiento de plantas de Camu Camu a través de sus hojas?</li> </ul>	<p><b>Objetivo General</b></p> <p>Implementar un software, creado a partir del uso de técnicas de redes neuronales convolucionales, que permita el reconocimiento de plantas de Camu Camu a partir de las hojas.</p> <p><b>Objetivos Especificos</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Evaluar la eficiencia de la Implementación y uso del software a partir de la Sensibilidad y Especificidad en las pruebas de reconocimiento de plantas de Camu Camu a través de sus hojas.</li> <li>• Evaluar la Eficiencia en el uso de Redes Neuronales Convolucionales a partir de la Sensibilidad y Especificidad para Reconocimiento de plantas de Camu Camu a través de sus hojas.</li> </ul>	<p><b>Hipótesis de investigación</b></p> <p>El software de reconocimiento de Camu Camu, hecho a partir de técnicas de redes neuronales Convolucionales, será una herramienta efectiva para la identificación de plantas de Camu Camu.</p> <p><b>Hipótesis Nula</b></p> <p>El software de reconocimiento de Camu Camu, hecho a partir de técnicas de redes neuronales Convolucionales, no será una herramienta efectiva para la identificación de plantas de Camu Camu.</p>	<p><b>Variable Independiente (X)</b></p> <p>Software para el reconocimiento de plantas de Camu Camu.</p> <p><b>Variable Dependiente (y)</b></p> <p>Redes Neuronales</p>	<p><b>X1. Sensibilidad: % de imágenes de hojas de Camu Camu que realmente son de la planta de Camu Camu.</b></p> <p><b>X2. Especificidad: % de imágenes de hojas que realmente no son de la planta del Camu Camu que son rechazadas por el software.</b></p> <p><b>Y1. Sensibilidad: % de imágenes de hojas de Camu Camu que realmente son de la planta de Camu Camu.</b></p> <p><b>Y2. Especificidad: % de imágenes de hojas que realmente no son de la planta del Camu Camu que son rechazadas por la Red Neuronal.</b></p>	<p><b>Tipo de Investigación</b></p> <p>La investigación es de tipo Aplicativa Tecnológica.</p> <p><b>Diseño de la Investigación</b></p> <p>La investigación pertenece al diseño Experimental.</p> <p>El esquema es: <math>G_1 O_1 X</math> <math>G_2 O_2 X</math></p> <p><b>Dónde:</b></p> <p><math>G_1</math>: Grupo experimental 1 (Con Software) <math>G_2</math>: Grupo experimental 2 (Sin Software) X: Tratamiento <math>O_1</math>: Test durante el experimento <math>O_2</math>: Test opinión de experto</p> <p><b>Población y Muestra:</b></p> <p>-<b>Población:</b> 2800 imágenes de hojas (banco de imágenes). -<b>Muestra:</b> 560 imágenes de hojas (20% del total para pruebas). - <b>Técnicas e instrumentos de recolección</b> <b>Técnicas: Observación.</b> <b>Instrumentos:</b> Formato de Observación</p>

## **Anexo N°02. Formato de Observación y Validez de Instrumentos**

Formato de Observación: La observación es la técnica de investigación básica, sobre las que sustentan todas las demás, ya que establece la relación básica entre el sujeto que observa y el objeto que es observado, que es el inicio de toda comprensión de la realidad. Según Bunge (727) la observación en cuanto es un procedimiento científico se caracteriza por ser: Intencionada, Ilustrada, Selectiva, Interpretativa. (Google Sites)

Al final de una observación científica nos dotamos de algún tipo de explicación acerca de lo que hemos captado, al colocarlo en relación con otros datos y con otros conocimientos previos.

### **Validez y confiabilidad del instrumento**

Confiabilidad: Grado en que un instrumento produce resultados consistentes y coherentes. Es decir, en que su aplicación repetida al mismo sujeto u objeto produce resultados iguales. (Marroquín Peña, 2013)

Validez: Grado en el que un instrumento en verdad mide la variable que se busca medir. (Marroquín Peña, 2013)

En la presente tesis, se ha visto conveniente utilizar el “Formato de Observación”, definiéndose en el siguiente orden:

- **Formato de Observación N°01:** Registro de entrenamiento de Red Neuronal.
- **Formato de Observación N°02:** Funcionalidad del Software de Reconocimiento de hojas de camu camu.
- **Formato de Observación N°03:** Aceptación de la Capa de presentación del software.
- **Formato de Observación N°04:** Aplicación de O1 y O2 (Según 9.2.)
- **Formato de Observación N°05:** Especificidad y Sensibilidad

Posteriormente, se adjuntan los formatos de “Validez del instrumento de Investigación” – Juicio de Experto

**Anexo N°03: Formato de Observación N°01**

<b>Registro de Entrenamiento de Red Neuronal</b>			
<b>Observador:</b> .....			
<p><b>Indicación:</b> Complete los datos correspondientes al entrenamiento según corresponda.</p> <p><b>NOTA:</b> Para el entrenamiento se considera:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>•Aceptable: Si el entrenamiento es igual o superior al 80%.</li> <li>•No Aceptable: Si el entrenamiento es menor al 80%.</li> </ul>			
<p>Gráfico 1: Este gráfico señala el porcentaje logrado en el proceso de entrenamiento de la red neuronal por cada época (obtenido luego de ejecutar la red neuronal convolucional )</p>			
1. Entrenamiento (Según el grafico indique)	Entrenamiento Aceptable (    ) Entrenamiento No Aceptable (    )		
2. Día y Hora de Inicio:		3. Día y Hora de Fin:	
4. Lugar:			
5. Distrito/ Provincia/ Región			
6. Indique el equipo usado para el entrenamiento:			
7 (opcional). En caso de que no se haya realizado el entrenamiento, indicar las posibles causas:			

**Anexo N°04: Formato de Observación N°02**

<b>Funcionalidad del Software de Reconocimiento de hojas de camu camu</b>			
<b>Observador:</b> .....			
<b>Indicación:</b> Marque con un aspa el casillero “SI” o “NO”, en el ítem que crea conveniente de acuerdo a su criterio, que señalan si el software de reconocimiento de hojas de camu camu cuenta o no, cuenta con las funciones mínimas necesarias para su aplicación.			
N°	Ítem	Si	No
1	El software permite subir una imagen “x” para identificar si es o no camu camu		
2	El software tiene la opción para identificar la imagen cargada.		
3	El software devuelve el resultado correspondiente a si es o no es una hoja de camu camu.		
4	El software es accesible vía web.		
5	El software se ejecuta rápidamente.		
<b>Recomendaciones:</b> ..... ..... ..... .....			

**Puntaje:**

- **5 de 5: 100 %**-->Software contiene todos los procesos funcionales para  reconocimiento de hojas de camu camu
- **4 de 5: 80%**--> Contiene los procesos funcionales mínimos para reconocimiento  de hojas de camu camu
- **≤ 3 de 5: ≤60%**--> No contiene los procesos funcionales para reconocimiento de  hojas de camu camu

**Anexo N°05: Formato de Observación N°03**

<b>Aceptación de la Capa de presentación del software</b>
<b>Observador:</b> .....
<b>Indicación:</b> Marque con un aspa el casillero, en el ítem que crea conveniente de acuerdo a su criterio, que señalan si el software de reconocimiento de hojas de camu camu cuenta o no, con la interfaz apropiada para su aplicación y uso.

**Nota:** Para cada criterio considere la escala del 1 al 5.

**1. Inapropiado | 2. Ligeramente inapropiado | 3. Apropiado | 4. Ligeramente apropiado | 5. Muy Apropiado**

N°	Ítem	Puntaje				
		1	2	3	4	5
1	Tipografía legible en contraste con fondos que armonizan el diseño					
2	Paleta de colores y tonos ajustados a la identidad del sitio web					
3	Espacios en blanco necesarios para no sobrecargar el sitio web					
4	Jerarquía visual (Títulos, párrafos, enlaces, otros)					
5	Uso de imágenes relacionados al tema de investigación.					
<b>Total</b>						

**Puntaje:**

\*Según la escala, si el total sumado es:

- **25 puntos: 100 %--> Capa de presentación ACEPTADA**
- **20 – 24 puntos: ≤80%--> Capa de presentación ACEPTADA**
- **≥19 puntos: ≥76% --> Capa de presentación NO ACEPTADA.**  
(Se recomienda mejorar o cambiar el diseño)




**Anexo N°06: Formato de Observación N°04**

<b>Aplicación de O1 y O2 (Según 9.2.)</b>
<b>Indicación:</b> Marque con un aspa el casillero, en el ítem que corresponda, según indique la respuesta del experto o el software de reconocimiento.

Banco de imágenes			Experto Biólogo		Software de Reconocimiento		Banco de imágenes			Experto Biólogo		Software de Reconocimiento	
N°	Grupo	Tipo	Si es camu camu	No es camu camu	Si es camu camu	No es camu camu	N°	Grupo	Tipo	Si es camu camu	No es camu camu	Si es camu camu	No es camu camu
1	train	camu camu	x		X		1401	train	no camu camu		x		X
2	train	camu camu	x		X		1402	train	no camu camu		x		X
3	train	camu camu	x		X		1403	train	no camu camu		x		X
4	train	camu camu	x		X		1404	train	no camu camu		x		X
5	train	camu camu	x		X		1405	train	no camu camu		x		X
6	train	camu camu	x		X		1406	train	no camu camu		x		X
7	train	camu camu	x		X		1407	train	no camu camu		x		X
8	train	camu camu	x		X		1408	train	no camu camu		x		X
9	train	camu camu	x		X		1409	train	no camu camu		x		X
10	train	camu camu	x		X		1410	train	no camu camu		x		X
11	train	camu camu	x		X		1411	train	no camu camu		x		X
12	train	camu camu	x		X		1412	train	no camu camu		x		X
13	train	camu camu	x		X		1413	train	no camu camu		x		X
14	train	camu camu	x		X		1414	train	no camu camu		x		X
15	train	camu camu	x		X		1415	train	no camu camu		x		X

16	train	camu camu	x		X		1416	train	no camu camu		x		X
17	train	camu camu	x		X		1417	train	no camu camu		x		X
18	train	camu camu	x		X		1418	train	no camu camu		x		X
19	train	camu camu	x		X		1419	train	no camu camu		x		X
20	train	camu camu	x		X		1420	train	no camu camu		x		X
21	train	camu camu	x		X		1421	train	no camu camu		x		X
22	train	camu camu	x		X		1422	train	no camu camu		x		X
23	train	camu camu	x		X		1423	train	no camu camu		x		X
24	train	camu camu	x		X		1424	train	no camu camu		x		X
25	train	camu camu	x		X		1425	train	no camu camu		x		X
26	train	camu camu	x		X		1426	train	no camu camu		x		X
27	train	camu camu	x		X		1427	train	no camu camu		x		X
28	train	camu camu	x		X		1428	train	no camu camu		x		X
29	train	camu camu	x		X		1429	train	no camu camu		x		X
30	train	camu camu	x		X		1430	train	no camu camu		x		X
31	train	camu camu	x		X		1431	train	no camu camu		x		X
32	train	camu camu	x		X		1432	train	no camu camu		x		X
33	train	camu camu	x		X		1433	train	no camu camu		x		X
34	train	camu camu	x		X		1434	train	no camu camu		x		X
35	train	camu camu	x		X		1435	train	no camu camu		x		X
36	train	camu camu	x		X		1436	train	no camu camu		x		X
37	train	camu camu	x		X		1437	train	no camu camu		x		X
38	train	camu camu	x		X		1438	train	no camu camu		x		X
39	train	camu camu	x		X		1439	train	no camu camu		x		X
40	train	camu camu	x		X		1440	train	no camu camu		x		X
41	train	camu camu	x		X		1441	train	no camu camu		x		X
42	train	camu camu	x		X		1442	train	no camu camu		x		X
43	train	camu camu	x		X		1443	train	no camu camu		x		X
44	train	camu camu	x		X		1444	train	no camu camu		x		X
45	train	camu camu	x		X		1445	train	no camu camu		x		X
46	train	camu camu	x		X		1446	train	no camu camu		x		X
47	train	camu camu	x		X		1447	train	no camu camu		x		X
48	train	camu camu	x		X		1448	train	no camu camu		x		X

49	train	camu camu	x		X		1449	train	no camu camu		x		X
50	train	camu camu	x		X		1450	train	no camu camu		x		X
51	train	camu camu	x		X		1451	train	no camu camu		x		X
52	train	camu camu	x		X		1452	train	no camu camu		x		X
53	train	camu camu	x		X		1453	train	no camu camu		x		X
54	train	camu camu	x		X		1454	train	no camu camu		x		X
55	train	camu camu	x		X		1455	train	no camu camu		x		X
56	train	camu camu	x		X		1456	train	no camu camu		x		X
57	train	camu camu	x		X		1457	train	no camu camu		x		X
58	train	camu camu	x		X		1458	train	no camu camu		x		X
59	train	camu camu	x		X		1459	train	no camu camu		x		X
60	train	camu camu	x		X		1460	train	no camu camu		x		X
61	train	camu camu	x		X		1461	train	no camu camu		x		X
62	train	camu camu	x		X		1462	train	no camu camu		x		X
63	train	camu camu	x		X		1463	train	no camu camu		x		X
64	train	camu camu	x		X		1464	train	no camu camu		x		X
65	train	camu camu	x		X		1465	train	no camu camu		x		X
66	train	camu camu	x		X		1466	train	no camu camu		x		X
67	train	camu camu	x		X		1467	train	no camu camu		x		X
68	train	camu camu	x		X		1468	train	no camu camu		x		X
69	train	camu camu	x		X		1469	train	no camu camu		x		X
70	train	camu camu	x		X		1470	train	no camu camu		x		X
71	train	camu camu	x		X		1471	train	no camu camu		x		X
72	train	camu camu	x		X		1472	train	no camu camu		x		X
73	train	camu camu	x		X		1473	train	no camu camu		x		X
74	train	camu camu	x		X		1474	train	no camu camu		x		X
75	train	camu camu	x		X		1475	train	no camu camu		x		X
76	train	camu camu	x		X		1476	train	no camu camu		x		X
77	train	camu camu	x		X		1477	train	no camu camu		x		X
78	train	camu camu	x		X		1478	train	no camu camu		x		X
79	train	camu camu	x		X		1479	train	no camu camu		x		X
80	train	camu camu	x		X		1480	train	no camu camu		x		X
81	train	camu camu	x		X		1481	train	no camu camu		x		X

82	train	camu camu	x		X		1482	train	no camu camu		x		X
83	train	camu camu	x		X		1483	train	no camu camu		x		X
84	train	camu camu	x		X		1484	train	no camu camu		x		X
85	train	camu camu	x		X		1485	train	no camu camu		x		X
86	train	camu camu	x		X		1486	train	no camu camu		x		X
87	train	camu camu	x		X		1487	train	no camu camu		x		X
88	train	camu camu	x		X		1488	train	no camu camu		x		X
89	train	camu camu	x		X		1489	train	no camu camu		x		X
90	train	camu camu	x		X		1490	train	no camu camu		x		X
91	train	camu camu	x		X		1491	train	no camu camu		x		X
92	train	camu camu	x		X		1492	train	no camu camu		x		X
93	train	camu camu	x		X		1493	train	no camu camu		x		X
94	train	camu camu	x		X		1494	train	no camu camu		x		X
95	train	camu camu	x		X		1495	train	no camu camu		x		X
96	train	camu camu	x		X		1496	train	no camu camu		x		X
97	train	camu camu	x		X		1497	train	no camu camu		x		X
98	train	camu camu	x		X		1498	train	no camu camu		x		X
99	train	camu camu	x		X		1499	train	no camu camu		x		X
100	train	camu camu	x		X		1500	train	no camu camu		x		X
101	train	camu camu	x		X		1501	train	no camu camu		x		X
102	train	camu camu	x		X		1502	train	no camu camu		x		X
103	train	camu camu	x		X		1503	train	no camu camu		x		X
104	train	camu camu	x		X		1504	train	no camu camu		x		X
105	train	camu camu	x		X		1505	train	no camu camu		x		X
106	train	camu camu	x		X		1506	train	no camu camu		x		X
107	train	camu camu	x		X		1507	train	no camu camu		x		X
108	train	camu camu	x		X		1508	train	no camu camu		x		X
109	train	camu camu	x		X		1509	train	no camu camu		x		X
110	train	camu camu	x		X		1510	train	no camu camu		x		X
111	train	camu camu	x		X		1511	train	no camu camu		x		X
112	train	camu camu	x		X		1512	train	no camu camu		x		X
113	train	camu camu	x		X		1513	train	no camu camu		x		X
114	train	camu camu	x		X		1514	train	no camu camu		x		X

115	train	camu camu	x		X		1515	train	no camu camu		x		X
116	train	camu camu	x		X		1516	train	no camu camu		x		X
117	train	camu camu	x		X		1517	train	no camu camu		x		X
118	train	camu camu	x		X		1518	train	no camu camu		x		X
119	train	camu camu	x		X		1519	train	no camu camu		x		X
120	train	camu camu	x		X		1520	train	no camu camu		x		X
121	train	camu camu	x		X		1521	train	no camu camu		x		X
122	train	camu camu	x		X		1522	train	no camu camu		x		X
123	train	camu camu	x		X		1523	train	no camu camu		x		X
124	train	camu camu	x		X		1524	train	no camu camu		x		X
125	train	camu camu	x		X		1525	train	no camu camu		x		X
126	train	camu camu	x		X		1526	train	no camu camu		x		X
127	train	camu camu	x		X		1527	train	no camu camu		x		X
128	train	camu camu	x		X		1528	train	no camu camu		x		X
129	train	camu camu	x		X		1529	train	no camu camu		x		X
130	train	camu camu	x		X		1530	train	no camu camu		x		X
131	train	camu camu	x		X		1531	train	no camu camu		x		X
132	train	camu camu	x		X		1532	train	no camu camu		x		X
133	train	camu camu	x		X		1533	train	no camu camu		x		X
134	train	camu camu	x		X		1534	train	no camu camu		x		X
135	train	camu camu	x		X		1535	train	no camu camu		x		X
136	train	camu camu	x		X		1536	train	no camu camu		x		X
137	train	camu camu	x		X		1537	train	no camu camu		x		X
138	train	camu camu	x		X		1538	train	no camu camu		x		X
139	train	camu camu	x		X		1539	train	no camu camu		x		X
140	train	camu camu	x		X		1540	train	no camu camu		x		X
141	train	camu camu	x		X		1541	train	no camu camu		x		X
142	train	camu camu	x		X		1542	train	no camu camu		x		X
143	train	camu camu	x		X		1543	train	no camu camu		x		X
144	train	camu camu	x		X		1544	train	no camu camu		x		X
145	train	camu camu	x		X		1545	train	no camu camu		x		X
146	train	camu camu	x		X		1546	train	no camu camu		x		X
147	train	camu camu	x		X		1547	train	no camu camu		x		X

148	train	camu camu	x		X		1548	train	no camu camu		x		X
149	train	camu camu	x		X		1549	train	no camu camu		x		X
150	train	camu camu	x		X		1550	train	no camu camu		x		X
151	train	camu camu	x		X		1551	train	no camu camu		x		X
152	train	camu camu	x		X		1552	train	no camu camu		x		X
153	train	camu camu	x		X		1553	train	no camu camu		x		X
154	train	camu camu	x		X		1554	train	no camu camu		x		X
155	train	camu camu	x		X		1555	train	no camu camu		x		X
156	train	camu camu	x		X		1556	train	no camu camu		x		X
157	train	camu camu	x		X		1557	train	no camu camu		x		X
158	train	camu camu	x		X		1558	train	no camu camu		x		X
159	train	camu camu	x		X		1559	train	no camu camu		x		X
160	train	camu camu	x		X		1560	train	no camu camu		x		X
161	train	camu camu	x		X		1561	train	no camu camu		x		X
162	train	camu camu	x		X		1562	train	no camu camu		x		X
163	train	camu camu	x		X		1563	train	no camu camu		x		X
164	train	camu camu	x		X		1564	train	no camu camu		x		X
165	train	camu camu	x		X		1565	train	no camu camu		x		X
166	train	camu camu	x		X		1566	train	no camu camu		x		X
167	train	camu camu	x		X		1567	train	no camu camu		x		X
168	train	camu camu	x		X		1568	train	no camu camu		x		X
169	train	camu camu	x		X		1569	train	no camu camu		x		X
170	train	camu camu	x		X		1570	train	no camu camu		x		X
171	train	camu camu	x		X		1571	train	no camu camu		x		X
172	train	camu camu	x		X		1572	train	no camu camu		x		X
173	train	camu camu	x		X		1573	train	no camu camu		x		X
174	train	camu camu	x		X		1574	train	no camu camu		x		X
175	train	camu camu	x		X		1575	train	no camu camu		x		X
176	train	camu camu	x		X		1576	train	no camu camu		x		X
177	train	camu camu	x		X		1577	train	no camu camu		x		X
178	train	camu camu	x		X		1578	train	no camu camu		x		X
179	train	camu camu	x		X		1579	train	no camu camu		x		X
180	train	camu camu	x		X		1580	train	no camu camu		x		X

181	train	camu camu	x		X		1581	train	no camu camu		x		X
182	train	camu camu	x		X		1582	train	no camu camu		x		X
183	train	camu camu	x		X		1583	train	no camu camu		x		X
184	train	camu camu	x		X		1584	train	no camu camu		x		X
185	train	camu camu	x		X		1585	train	no camu camu		x		X
186	train	camu camu	x		X		1586	train	no camu camu		x		X
187	train	camu camu	x		X		1587	train	no camu camu		x		X
188	train	camu camu	x		X		1588	train	no camu camu		x		X
189	train	camu camu	x		X		1589	train	no camu camu		x		X
190	train	camu camu	x		X		1590	train	no camu camu		x		X
191	train	camu camu	x		X		1591	train	no camu camu		x		X
192	train	camu camu	x		X		1592	train	no camu camu		x		X
193	train	camu camu	x		X		1593	train	no camu camu		x		X
194	train	camu camu	x		X		1594	train	no camu camu		x		X
195	train	camu camu	x		X		1595	train	no camu camu		x		X
196	train	camu camu	x		X		1596	train	no camu camu		x		X
197	train	camu camu	x		X		1597	train	no camu camu		x		X
198	train	camu camu	x		X		1598	train	no camu camu		x		X
199	train	camu camu	x		X		1599	train	no camu camu		x		X
200	train	camu camu	x		X		1600	train	no camu camu		x		X
201	train	camu camu	x		X		1601	train	no camu camu		x		X
202	train	camu camu	x		X		1602	train	no camu camu		x		X
203	train	camu camu	x		X		1603	train	no camu camu		x		X
204	train	camu camu	x		X		1604	train	no camu camu		x		X
205	train	camu camu	x		X		1605	train	no camu camu		x		X
206	train	camu camu	x		X		1606	train	no camu camu		x		X
207	train	camu camu	x		X		1607	train	no camu camu		x		X
208	train	camu camu	x		X		1608	train	no camu camu		x		X
209	train	camu camu	x		X		1609	train	no camu camu		x		X
210	train	camu camu	x		X		1610	train	no camu camu		x		X
211	train	camu camu	x		X		1611	train	no camu camu		x		X
212	train	camu camu	x		X		1612	train	no camu camu		x		X
213	train	camu camu	x		X		1613	train	no camu camu		x		X

214	train	camu camu	x		X		1614	train	no camu camu		x		X
215	train	camu camu	x		X		1615	train	no camu camu		x		X
216	train	camu camu	x		X		1616	train	no camu camu		x		X
217	train	camu camu	x		X		1617	train	no camu camu		x		X
218	train	camu camu	x		X		1618	train	no camu camu		x		X
219	train	camu camu	x		X		1619	train	no camu camu		x		X
220	train	camu camu	x		X		1620	train	no camu camu		x		X
221	train	camu camu	x		X		1621	train	no camu camu		x		X
222	train	camu camu	x		X		1622	train	no camu camu		x		X
223	train	camu camu	x		X		1623	train	no camu camu		x		X
224	train	camu camu	x		X		1624	train	no camu camu		x		X
225	train	camu camu	x		X		1625	train	no camu camu		x		X
226	train	camu camu	x		X		1626	train	no camu camu		x		X
227	train	camu camu	x		X		1627	train	no camu camu		x		X
228	train	camu camu	x		X		1628	train	no camu camu		x		X
229	train	camu camu	x		X		1629	train	no camu camu		x		X
230	train	camu camu	x		X		1630	train	no camu camu		x		X
231	train	camu camu	x		X		1631	train	no camu camu		x		X
232	train	camu camu	x		X		1632	train	no camu camu		x		X
233	train	camu camu	x		X		1633	train	no camu camu		x		X
234	train	camu camu	x		X		1634	train	no camu camu		x		X
235	train	camu camu	x		X		1635	train	no camu camu		x		X
236	train	camu camu	x		X		1636	train	no camu camu		x		X
237	train	camu camu	x		X		1637	train	no camu camu		x		X
238	train	camu camu	x		X		1638	train	no camu camu		x		X
239	train	camu camu	x		X		1639	train	no camu camu		x		X
240	train	camu camu	x		X		1640	train	no camu camu		x		X
241	train	camu camu	x		X		1641	train	no camu camu		x		X
242	train	camu camu	x		X		1642	train	no camu camu		x		X
243	train	camu camu	x		X		1643	train	no camu camu		x		X
244	train	camu camu	x		X		1644	train	no camu camu		x		X
245	train	camu camu	x		X		1645	train	no camu camu		x		X
246	train	camu camu	x		X		1646	train	no camu camu		x		X



247	train	camu camu	x		X		1647	train	no camu camu		x		X
248	train	camu camu	x		X		1648	train	no camu camu		x		X
249	train	camu camu	x		X		1649	train	no camu camu		x		X
250	train	camu camu	x		X		1650	train	no camu camu		x		X
251	train	camu camu	x		X		1651	train	no camu camu		x		X
252	train	camu camu	x		X		1652	train	no camu camu		x		X
253	train	camu camu	x		X		1653	train	no camu camu		x		X
254	train	camu camu	x		X		1654	train	no camu camu		x		X
255	train	camu camu	x		X		1655	train	no camu camu		x		X
256	train	camu camu	x		X		1656	train	no camu camu		x		X
257	train	camu camu	x		X		1657	train	no camu camu		x		X
258	train	camu camu	x		X		1658	train	no camu camu		x		X
259	train	camu camu	x		X		1659	train	no camu camu		x		X
260	train	camu camu	x		X		1660	train	no camu camu		x		X
261	train	camu camu	x		X		1661	train	no camu camu		x		X
262	train	camu camu	x		X		1662	train	no camu camu		x		X
263	train	camu camu	x		X		1663	train	no camu camu		x		X
264	train	camu camu	x		X		1664	train	no camu camu		x		X
265	train	camu camu	x		X		1665	train	no camu camu		x		X
266	train	camu camu	x		X		1666	train	no camu camu		x		X
267	train	camu camu	x		X		1667	train	no camu camu		x		X
268	train	camu camu	x		X		1668	train	no camu camu		x		X
269	train	camu camu	x		X		1669	train	no camu camu		x		X
270	train	camu camu	x		X		1670	train	no camu camu		x		X
271	train	camu camu	x		X		1671	train	no camu camu		x		X
272	train	camu camu	x		X		1672	train	no camu camu		x		X
273	train	camu camu	x		X		1673	train	no camu camu		x		X
274	train	camu camu	x		X		1674	train	no camu camu		x		X
275	train	camu camu	x		X		1675	train	no camu camu		x		X
276	train	camu camu	x		X		1676	train	no camu camu		x		X
277	train	camu camu	x		X		1677	train	no camu camu		x		X
278	train	camu camu	x		X		1678	train	no camu camu		x		X
279	train	camu camu	x		X		1679	train	no camu camu		x		X

280	train	camu camu	x		X		1680	train	no camu camu		x		X
281	train	camu camu	x		X		1681	validation	camu camu	x		X	
282	train	camu camu	x		X		1682	validation	camu camu	x		X	
283	train	camu camu	x		X		1683	validation	camu camu	x		X	
284	train	camu camu	x		X		1684	validation	camu camu	x		X	
285	train	camu camu	x		X		1685	validation	camu camu	x		X	
286	train	camu camu	x		X		1686	validation	camu camu	x		X	
287	train	camu camu	x		X		1687	validation	camu camu	x		X	
288	train	camu camu	x		X		1688	validation	camu camu	x		X	
289	train	camu camu	x		X		1689	validation	camu camu	x		X	
290	train	camu camu	x		X		1690	validation	camu camu	x		X	
291	train	camu camu	x		X		1691	validation	camu camu	x		X	
292	train	camu camu	x		X		1692	validation	camu camu	x		X	
293	train	camu camu	x		X		1693	validation	camu camu	x		X	
294	train	camu camu	x		X		1694	validation	camu camu	x		X	
295	train	camu camu	x		X		1695	validation	camu camu	x		X	
296	train	camu camu	x		X		1696	validation	camu camu	x		X	
297	train	camu camu	x		X		1697	validation	camu camu	x		X	
298	train	camu camu	x		X		1698	validation	camu camu	x		X	
299	train	camu camu	x		X		1699	validation	camu camu	x		X	
300	train	camu camu	x		X		1700	validation	camu camu	x		X	
301	train	camu camu	x		X		1701	validation	camu camu	x		X	
302	train	camu camu	x		X		1702	validation	camu camu	x		X	
303	train	camu camu	x		X		1703	validation	camu camu	x		X	
304	train	camu camu	x		X		1704	validation	camu camu	x		X	
305	train	camu camu	x		X		1705	validation	camu camu	x		X	
306	train	camu camu	x		X		1706	validation	camu camu	x		X	
307	train	camu camu	x		X		1707	validation	camu camu	x		X	
308	train	camu camu	x		X		1708	validation	camu camu	x		X	
309	train	camu camu	x		X		1709	validation	camu camu	x		X	
310	train	camu camu	x		X		1710	validation	camu camu	x		X	
311	train	camu camu	x		X		1711	validation	camu camu	x		X	
312	train	camu camu	x		X		1712	validation	camu camu	x		X	

313	train	camu camu	x		X		1713	validation	camu camu	x		X	
314	train	camu camu	x		X		1714	validation	camu camu	x		X	
315	train	camu camu	x		X		1715	validation	camu camu	x		X	
316	train	camu camu	x		X		1716	validation	camu camu	x		X	
317	train	camu camu	x		X		1717	validation	camu camu	x		X	
318	train	camu camu	x		X		1718	validation	camu camu	x		X	
319	train	camu camu	x		X		1719	validation	camu camu	x		X	
320	train	camu camu	x		X		1720	validation	camu camu	x		X	
321	train	camu camu	x		X		1721	validation	camu camu	x		X	
322	train	camu camu	x		X		1722	validation	camu camu	x		X	
323	train	camu camu	x		X		1723	validation	camu camu	x		X	
324	train	camu camu	x		X		1724	validation	camu camu	x		X	
325	train	camu camu	x		X		1725	validation	camu camu	x		X	
326	train	camu camu	x		X		1726	validation	camu camu	x		X	
327	train	camu camu	x		X		1727	validation	camu camu	x		X	
328	train	camu camu	x		X		1728	validation	camu camu	x		X	
329	train	camu camu	x		X		1729	validation	camu camu	x		X	
330	train	camu camu	x		X		1730	validation	camu camu	x		X	
331	train	camu camu	x		X		1731	validation	camu camu	x		X	
332	train	camu camu	x		X		1732	validation	camu camu	x		X	
333	train	camu camu	x		X		1733	validation	camu camu	x		X	
334	train	camu camu	x		X		1734	validation	camu camu	x		X	
335	train	camu camu	x		X		1735	validation	camu camu	x		X	
336	train	camu camu	x		X		1736	validation	camu camu	x		X	
337	train	camu camu	x		X		1737	validation	camu camu	x		X	
338	train	camu camu	x		X		1738	validation	camu camu	x		X	
339	train	camu camu	x		X		1739	validation	camu camu	x		X	
340	train	camu camu	x		X		1740	validation	camu camu	x		X	
341	train	camu camu	x		X		1741	validation	camu camu	x		X	
342	train	camu camu	x		X		1742	validation	camu camu	x		X	
343	train	camu camu	x		X		1743	validation	camu camu	x		X	
344	train	camu camu	x		X		1744	validation	camu camu	x		X	
345	train	camu camu	x		X		1745	validation	camu camu	x		X	

346	train	camu camu	x		X		1746	validation	camu camu	x		X	
347	train	camu camu	x		X		1747	validation	camu camu	x		X	
348	train	camu camu	x		X		1748	validation	camu camu	x		X	
349	train	camu camu	x		X		1749	validation	camu camu	x		X	
350	train	camu camu	x		X		1750	validation	camu camu	x		X	
351	train	camu camu	x		X		1751	validation	camu camu	x		X	
352	train	camu camu	x		X		1752	validation	camu camu	x		X	
353	train	camu camu	x		X		1753	validation	camu camu	x		X	
354	train	camu camu	x		X		1754	validation	camu camu	x		X	
355	train	camu camu	x		X		1755	validation	camu camu	x		X	
356	train	camu camu	x		X		1756	validation	camu camu	x		X	
357	train	camu camu	x		X		1757	validation	camu camu	x		X	
358	train	camu camu	x		X		1758	validation	camu camu	x		X	
359	train	camu camu	x		X		1759	validation	camu camu	x		X	
360	train	camu camu	x		X		1760	validation	camu camu	x		X	
361	train	camu camu	x		X		1761	validation	camu camu	x		X	
362	train	camu camu	x		X		1762	validation	camu camu	x		X	
363	train	camu camu	x		X		1763	validation	camu camu	x		X	
364	train	camu camu	x		X		1764	validation	camu camu	x		X	
365	train	camu camu	x		X		1765	validation	camu camu	x		X	
366	train	camu camu	x		X		1766	validation	camu camu	x		X	
367	train	camu camu	x		X		1767	validation	camu camu	x		X	
368	train	camu camu	x		X		1768	validation	camu camu	x		X	
369	train	camu camu	x		X		1769	validation	camu camu	x		X	
370	train	camu camu	x		X		1770	validation	camu camu	x		X	
371	train	camu camu	x		X		1771	validation	camu camu	x		X	
372	train	camu camu	x		X		1772	validation	camu camu	x		X	
373	train	camu camu	x		X		1773	validation	camu camu	x		X	
374	train	camu camu	x		X		1774	validation	camu camu	x		X	
375	train	camu camu	x		X		1775	validation	camu camu	x		X	
376	train	camu camu	x		X		1776	validation	camu camu	x		X	
377	train	camu camu	x		X		1777	validation	camu camu	x		X	
378	train	camu camu	x		X		1778	validation	camu camu	x		X	

379	train	camu camu	x		X		1779	validation	camu camu	x		X	
380	train	camu camu	x		X		1780	validation	camu camu	x		X	
381	train	camu camu	x		X		1781	validation	camu camu	x		X	
382	train	camu camu	x		X		1782	validation	camu camu	x		X	
383	train	camu camu	x		X		1783	validation	camu camu	x		X	
384	train	camu camu	x		X		1784	validation	camu camu	x		X	
385	train	camu camu	x		X		1785	validation	camu camu	x		X	
386	train	camu camu	x		X		1786	validation	camu camu	x		X	
387	train	camu camu	x		X		1787	validation	camu camu	x		X	
388	train	camu camu	x		X		1788	validation	camu camu	x		X	
389	train	camu camu	x		X		1789	validation	camu camu	x		X	
390	train	camu camu	x		X		1790	validation	camu camu	x		X	
391	train	camu camu	x		X		1791	validation	camu camu	x		X	
392	train	camu camu	x		X		1792	validation	camu camu	x		X	
393	train	camu camu	x		X		1793	validation	camu camu	x		X	
394	train	camu camu	x		X		1794	validation	camu camu	x		X	
395	train	camu camu	x		X		1795	validation	camu camu	x		X	
396	train	camu camu	x		X		1796	validation	camu camu	x		X	
397	train	camu camu	x		X		1797	validation	camu camu	x		X	
398	train	camu camu	x		X		1798	validation	camu camu	x		X	
399	train	camu camu	x		X		1799	validation	camu camu	x		X	
400	train	camu camu	x		X		1800	validation	camu camu	x		X	
401	train	camu camu	x		X		1801	validation	camu camu	x		X	
402	train	camu camu	x		X		1802	validation	camu camu	x		X	
403	train	camu camu	x		X		1803	validation	camu camu	x		X	
404	train	camu camu	x		X		1804	validation	camu camu	x		X	
405	train	camu camu	x		X		1805	validation	camu camu	x		X	
406	train	camu camu	x		X		1806	validation	camu camu	x		X	
407	train	camu camu	x		X		1807	validation	camu camu	x		X	
408	train	camu camu	x		X		1808	validation	camu camu	x		X	
409	train	camu camu	x		X		1809	validation	camu camu	x		X	
410	train	camu camu	x		X		1810	validation	camu camu	x		X	
411	train	camu camu	x		X		1811	validation	camu camu	x		X	

412	train	camu camu	x		X		1812	validation	camu camu	x		X	
413	train	camu camu	x		X		1813	validation	camu camu	x		X	
414	train	camu camu	x		X		1814	validation	camu camu	x		X	
415	train	camu camu	x		X		1815	validation	camu camu	x		X	
416	train	camu camu	x		X		1816	validation	camu camu	x		X	
417	train	camu camu	x		X		1817	validation	camu camu	x		X	
418	train	camu camu	x		X		1818	validation	camu camu	x		X	
419	train	camu camu	x		X		1819	validation	camu camu	x		X	
420	train	camu camu	x		X		1820	validation	camu camu	x		X	
421	train	camu camu	x		X		1821	validation	camu camu	x		X	
422	train	camu camu	x		X		1822	validation	camu camu	x		X	
423	train	camu camu	x		X		1823	validation	camu camu	x		X	
424	train	camu camu	x		X		1824	validation	camu camu	x		X	
425	train	camu camu	x		X		1825	validation	camu camu	x		X	
426	train	camu camu	x		X		1826	validation	camu camu	x		X	
427	train	camu camu	x		X		1827	validation	camu camu	x		X	
428	train	camu camu	x		X		1828	validation	camu camu	x		X	
429	train	camu camu	x		X		1829	validation	camu camu	x		X	
430	train	camu camu	x		X		1830	validation	camu camu	x		X	
431	train	camu camu	x		X		1831	validation	camu camu	x		X	
432	train	camu camu	x		X		1832	validation	camu camu	x		X	
433	train	camu camu	x		X		1833	validation	camu camu	x		X	
434	train	camu camu	x		X		1834	validation	camu camu	x		X	
435	train	camu camu	x		X		1835	validation	camu camu	x		X	
436	train	camu camu	x		X		1836	validation	camu camu	x		X	
437	train	camu camu	x		X		1837	validation	camu camu	x		X	
438	train	camu camu	x		X		1838	validation	camu camu	x		X	
439	train	camu camu	x		X		1839	validation	camu camu	x		X	
440	train	camu camu	x		X		1840	validation	camu camu	x		X	
441	train	camu camu	x		X		1841	validation	camu camu	x		X	
442	train	camu camu	x		X		1842	validation	camu camu	x		X	
443	train	camu camu	x		X		1843	validation	camu camu	x		X	
444	train	camu camu	x		X		1844	validation	camu camu	x		X	

445	train	camu camu	x		X		1845	validation	camu camu	x		X	
446	train	camu camu	x		X		1846	validation	camu camu	x		X	
447	train	camu camu	x		X		1847	validation	camu camu	x		X	
448	train	camu camu	x		X		1848	validation	camu camu	x		X	
449	train	camu camu	x		X		1849	validation	camu camu	x		X	
450	train	camu camu	x		X		1850	validation	camu camu	x		X	
451	train	camu camu	x		X		1851	validation	camu camu	x		X	
452	train	camu camu	x		X		1852	validation	camu camu	x		X	
453	train	camu camu	x		X		1853	validation	camu camu	x		X	
454	train	camu camu	x		X		1854	validation	camu camu	x		X	
455	train	camu camu	x		X		1855	validation	camu camu	x		X	
456	train	camu camu	x		X		1856	validation	camu camu	x		X	
457	train	camu camu	x		X		1857	validation	camu camu	x		X	
458	train	camu camu	x		X		1858	validation	camu camu	x		X	
459	train	camu camu	x		X		1859	validation	camu camu	x		X	
460	train	camu camu	x		X		1860	validation	camu camu	x		X	
461	train	camu camu	x		X		1861	validation	camu camu	x		X	
462	train	camu camu	x		X		1862	validation	camu camu	x		X	
463	train	camu camu	x		X		1863	validation	camu camu	x		X	
464	train	camu camu	x		X		1864	validation	camu camu	x		X	
465	train	camu camu	x		X		1865	validation	camu camu	x		X	
466	train	camu camu	x		X		1866	validation	camu camu	x		X	
467	train	camu camu	x		X		1867	validation	camu camu	x		X	
468	train	camu camu	x		X		1868	validation	camu camu	x		X	
469	train	camu camu	x		X		1869	validation	camu camu	x		X	
470	train	camu camu	x		X		1870	validation	camu camu	x		X	
471	train	camu camu	x		X		1871	validation	camu camu	x		X	
472	train	camu camu	x		X		1872	validation	camu camu	x		X	
473	train	camu camu	x		X		1873	validation	camu camu	x		X	
474	train	camu camu	x		X		1874	validation	camu camu	x		X	
475	train	camu camu	x		X		1875	validation	camu camu	x		X	
476	train	camu camu	x		X		1876	validation	camu camu	x		X	
477	train	camu camu	x		X		1877	validation	camu camu	x		X	

478	train	camu camu	x		X		1878	validation	camu camu	x		X	
479	train	camu camu	x		X		1879	validation	camu camu	x		X	
480	train	camu camu	x		X		1880	validation	camu camu	x		X	
481	train	camu camu	x		X		1881	validation	camu camu	x		X	
482	train	camu camu	x		X		1882	validation	camu camu	x		X	
483	train	camu camu	x		X		1883	validation	camu camu	x		X	
484	train	camu camu	x		X		1884	validation	camu camu	x		X	
485	train	camu camu	x		X		1885	validation	camu camu	x		X	
486	train	camu camu	x		X		1886	validation	camu camu	x		X	
487	train	camu camu	x		X		1887	validation	camu camu	x		X	
488	train	camu camu	x		X		1888	validation	camu camu	x		X	
489	train	camu camu	x		X		1889	validation	camu camu	x		X	
490	train	camu camu	x		X		1890	validation	camu camu	x		X	
491	train	camu camu	x		X		1891	validation	camu camu	x		X	
492	train	camu camu	x		X		1892	validation	camu camu	x		X	
493	train	camu camu	x		X		1893	validation	camu camu	x		X	
494	train	camu camu	x		X		1894	validation	camu camu	x		X	
495	train	camu camu	x		X		1895	validation	camu camu	x		X	
496	train	camu camu	x		X		1896	validation	camu camu	x		X	
497	train	camu camu	x		X		1897	validation	camu camu	x		X	
498	train	camu camu	x		X		1898	validation	camu camu	x		X	
499	train	camu camu	x		X		1899	validation	camu camu	x		X	
500	train	camu camu	x		X		1900	validation	camu camu	x		X	
501	train	camu camu	x		X		1901	validation	camu camu	x		X	
502	train	camu camu	x		X		1902	validation	camu camu	x		X	
503	train	camu camu	x		X		1903	validation	camu camu	x		X	
504	train	camu camu	x		X		1904	validation	camu camu	x		X	
505	train	camu camu	x		X		1905	validation	camu camu	x		X	
506	train	camu camu	x		X		1906	validation	camu camu	x		X	
507	train	camu camu	x		X		1907	validation	camu camu	x		X	
508	train	camu camu	x		X		1908	validation	camu camu	x		X	
509	train	camu camu	x		X		1909	validation	camu camu	x		X	
510	train	camu camu	x		X		1910	validation	camu camu	x		X	



511	train	camu camu	x		X		1911	validation	camu camu	x		X	
512	train	camu camu	x		X		1912	validation	camu camu	x		X	
513	train	camu camu	x		X		1913	validation	camu camu	x		X	
514	train	camu camu	x		X		1914	validation	camu camu	x		X	
515	train	camu camu	x		X		1915	validation	camu camu	x		X	
516	train	camu camu	x		X		1916	validation	camu camu	x		X	
517	train	camu camu	x		X		1917	validation	camu camu	x		X	
518	train	camu camu	x		X		1918	validation	camu camu	x		X	
519	train	camu camu	x		X		1919	validation	camu camu	x		X	
520	train	camu camu	x		X		1920	validation	camu camu	x		X	
521	train	camu camu	x		X		1921	validation	camu camu	x		X	
522	train	camu camu	x		X		1922	validation	camu camu	x		X	
523	train	camu camu	x		X		1923	validation	camu camu	x		X	
524	train	camu camu	x		X		1924	validation	camu camu	x		X	
525	train	camu camu	x		X		1925	validation	camu camu	x		X	
526	train	camu camu	x		X		1926	validation	camu camu	x		X	
527	train	camu camu	x		X		1927	validation	camu camu	x		X	
528	train	camu camu	x		X		1928	validation	camu camu	x		X	
529	train	camu camu	x		X		1929	validation	camu camu	x		X	
530	train	camu camu	x		X		1930	validation	camu camu	x		X	
531	train	camu camu	x		X		1931	validation	camu camu	x		X	
532	train	camu camu	x		X		1932	validation	camu camu	x		X	
533	train	camu camu	x		X		1933	validation	camu camu	x		X	
534	train	camu camu	x		X		1934	validation	camu camu	x		X	
535	train	camu camu	x		X		1935	validation	camu camu	x		X	
536	train	camu camu	x		X		1936	validation	camu camu	x		X	
537	train	camu camu	x		X		1937	validation	camu camu	x		X	
538	train	camu camu	x		X		1938	validation	camu camu	x		X	
539	train	camu camu	x		X		1939	validation	camu camu	x		X	
540	train	camu camu	x		X		1940	validation	camu camu	x		X	
541	train	camu camu	x		X		1941	validation	camu camu	x		X	
542	train	camu camu	x		X		1942	validation	camu camu	x		X	
543	train	camu camu	x		X		1943	validation	camu camu	x		X	

544	train	camu camu	x		X		1944	validation	camu camu	x		X	
545	train	camu camu	x		X		1945	validation	camu camu	x		X	
546	train	camu camu	x		X		1946	validation	camu camu	x		X	
547	train	camu camu	x		X		1947	validation	camu camu	x		X	
548	train	camu camu	x		X		1948	validation	camu camu	x		X	
549	train	camu camu	x		X		1949	validation	camu camu	x		X	
550	train	camu camu	x		X		1950	validation	camu camu	x		X	
551	train	camu camu	x		X		1951	validation	camu camu	x		X	
552	train	camu camu	x		X		1952	validation	camu camu	x		X	
553	train	camu camu	x		X		1953	validation	camu camu	x		X	
554	train	camu camu	x		X		1954	validation	camu camu	x		X	
555	train	camu camu	x		X		1955	validation	camu camu	x		X	
556	train	camu camu	x		X		1956	validation	camu camu	x		X	
557	train	camu camu	x		X		1957	validation	camu camu	x		X	
558	train	camu camu	x		X		1958	validation	camu camu	x		X	
559	train	camu camu	x		X		1959	validation	camu camu	x		X	
560	train	camu camu	x		X		1960	validation	camu camu	x		X	
561	train	camu camu	x		X		1961	validation	no camu camu		x		X
562	train	camu camu	x		X		1962	validation	no camu camu		x		X
563	train	camu camu	x		X		1963	validation	no camu camu		x		X
564	train	camu camu	x		X		1964	validation	no camu camu		x		X
565	train	camu camu	x		X		1965	validation	no camu camu		x		X
566	train	camu camu	x		X		1966	validation	no camu camu		x		X
567	train	camu camu	x		X		1967	validation	no camu camu		x		X
568	train	camu camu	x		X		1968	validation	no camu camu		x		X
569	train	camu camu	x		X		1969	validation	no camu camu		x		X
570	train	camu camu	x		X		1970	validation	no camu camu		x		X
571	train	camu camu	x		X		1971	validation	no camu camu		x		X
572	train	camu camu	x		X		1972	validation	no camu camu		x		X
573	train	camu camu	x		X		1973	validation	no camu camu		x		X
574	train	camu camu	x		X		1974	validation	no camu camu		x		X
575	train	camu camu	x		X		1975	validation	no camu camu		x		X
576	train	camu camu	x		X		1976	validation	no camu camu		x		X

577	train	camu camu	x		X		1977	validation	no camu camu		x		X
578	train	camu camu	x		X		1978	validation	no camu camu		x		X
579	train	camu camu	x		X		1979	validation	no camu camu		x		X
580	train	camu camu	x		X		1980	validation	no camu camu		x		X
581	train	camu camu	x		X		1981	validation	no camu camu		x		X
582	train	camu camu	x		X		1982	validation	no camu camu		x		X
583	train	camu camu	x		X		1983	validation	no camu camu		x		X
584	train	camu camu	x		X		1984	validation	no camu camu		x		X
585	train	camu camu	x		X		1985	validation	no camu camu		x		X
586	train	camu camu	x		X		1986	validation	no camu camu		x		X
587	train	camu camu	x		X		1987	validation	no camu camu		x		X
588	train	camu camu	x		X		1988	validation	no camu camu		x		X
589	train	camu camu	x		X		1989	validation	no camu camu		x		X
590	train	camu camu	x		X		1990	validation	no camu camu		x		X
591	train	camu camu	x		X		1991	validation	no camu camu		x		X
592	train	camu camu	x		X		1992	validation	no camu camu		x		X
593	train	camu camu	x		X		1993	validation	no camu camu		x		X
594	train	camu camu	x		X		1994	validation	no camu camu		x		X
595	train	camu camu	x		X		1995	validation	no camu camu		x		X
596	train	camu camu	x		X		1996	validation	no camu camu		x		X
597	train	camu camu	x		X		1997	validation	no camu camu		x		X
598	train	camu camu	x		X		1998	validation	no camu camu		x		X
599	train	camu camu	x		X		1999	validation	no camu camu		x		X
600	train	camu camu	x		X		2000	validation	no camu camu		x		X
601	train	camu camu	x		X		2001	validation	no camu camu		x		X
602	train	camu camu	x		X		2002	validation	no camu camu		x		X
603	train	camu camu	x		X		2003	validation	no camu camu		x		X
604	train	camu camu	x		X		2004	validation	no camu camu		x		X
605	train	camu camu	x		X		2005	validation	no camu camu		x		X
606	train	camu camu	x		X		2006	validation	no camu camu		x		X
607	train	camu camu	x		X		2007	validation	no camu camu		x		X
608	train	camu camu	x		X		2008	validation	no camu camu		x		X
609	train	camu camu	x		X		2009	validation	no camu camu		x		X

610	train	camu camu	x		X		2010	validation	no camu camu		x		X
611	train	camu camu	x		X		2011	validation	no camu camu		x		X
612	train	camu camu	x		X		2012	validation	no camu camu		x		X
613	train	camu camu	x		X		2013	validation	no camu camu		x		X
614	train	camu camu	x		X		2014	validation	no camu camu		x		X
615	train	camu camu	x		X		2015	validation	no camu camu		x		X
616	train	camu camu	x		X		2016	validation	no camu camu		x		X
617	train	camu camu	x		X		2017	validation	no camu camu		x		X
618	train	camu camu	x		X		2018	validation	no camu camu		x		X
619	train	camu camu	x		X		2019	validation	no camu camu		x		X
620	train	camu camu	x		X		2020	validation	no camu camu		x		X
621	train	camu camu	x		X		2021	validation	no camu camu		x		X
622	train	camu camu	x		X		2022	validation	no camu camu		x		X
623	train	camu camu	x		X		2023	validation	no camu camu		x		X
624	train	camu camu	x		X		2024	validation	no camu camu		x		X
625	train	camu camu	x		X		2025	validation	no camu camu		x		X
626	train	camu camu	x		X		2026	validation	no camu camu		x		X
627	train	camu camu	x		X		2027	validation	no camu camu		x		X
628	train	camu camu	x		X		2028	validation	no camu camu		x		X
629	train	camu camu	x		X		2029	validation	no camu camu		x		X
630	train	camu camu	x		X		2030	validation	no camu camu		x		X
631	train	camu camu	x		X		2031	validation	no camu camu		x		X
632	train	camu camu	x		X		2032	validation	no camu camu		x		X
633	train	camu camu	x		X		2033	validation	no camu camu		x		X
634	train	camu camu	x		X		2034	validation	no camu camu		x		X
635	train	camu camu	x		X		2035	validation	no camu camu		x		X
636	train	camu camu	x		X		2036	validation	no camu camu		x		X
637	train	camu camu	x		X		2037	validation	no camu camu		x		X
638	train	camu camu	x		X		2038	validation	no camu camu		x		X
639	train	camu camu	x		X		2039	validation	no camu camu		x		X
640	train	camu camu	x		X		2040	validation	no camu camu		x		X
641	train	camu camu	x		X		2041	validation	no camu camu		x		X
642	train	camu camu	x		X		2042	validation	no camu camu		x		X

643	train	camu camu	x		X		2043	validation	no camu camu		x		X
644	train	camu camu	x		X		2044	validation	no camu camu		x		X
645	train	camu camu	x		X		2045	validation	no camu camu		x		X
646	train	camu camu	x		X		2046	validation	no camu camu		x		X
647	train	camu camu	x		X		2047	validation	no camu camu		x		X
648	train	camu camu	x		X		2048	validation	no camu camu		x		X
649	train	camu camu	x		X		2049	validation	no camu camu		x		X
650	train	camu camu	x		X		2050	validation	no camu camu		x		X
651	train	camu camu	x		X		2051	validation	no camu camu		x		X
652	train	camu camu	x		X		2052	validation	no camu camu		x		X
653	train	camu camu	x		X		2053	validation	no camu camu		x		X
654	train	camu camu	x		X		2054	validation	no camu camu		x		X
655	train	camu camu	x		X		2055	validation	no camu camu		x		X
656	train	camu camu	x		X		2056	validation	no camu camu		x		X
657	train	camu camu	x		X		2057	validation	no camu camu		x		X
658	train	camu camu	x		X		2058	validation	no camu camu		x		X
659	train	camu camu	x		X		2059	validation	no camu camu		x		X
660	train	camu camu	x		X		2060	validation	no camu camu		x		X
661	train	camu camu	x		X		2061	validation	no camu camu		x		X
662	train	camu camu	x		X		2062	validation	no camu camu		x		X
663	train	camu camu	x		X		2063	validation	no camu camu		x		X
664	train	camu camu	x		X		2064	validation	no camu camu		x		X
665	train	camu camu	x		X		2065	validation	no camu camu		x		X
666	train	camu camu	x		X		2066	validation	no camu camu		x		X
667	train	camu camu	x		X		2067	validation	no camu camu		x		X
668	train	camu camu	x		X		2068	validation	no camu camu		x		X
669	train	camu camu	x		X		2069	validation	no camu camu		x		X
670	train	camu camu	x		X		2070	validation	no camu camu		x		X
671	train	camu camu	x		X		2071	validation	no camu camu		x		X
672	train	camu camu	x		X		2072	validation	no camu camu		x		X
673	train	camu camu	x		X		2073	validation	no camu camu		x		X
674	train	camu camu	x		X		2074	validation	no camu camu		x		X
675	train	camu camu	x		X		2075	validation	no camu camu		x		X

676	train	camu camu	x		X		2076	validation	no camu camu		x		X
677	train	camu camu	x		X		2077	validation	no camu camu		x		X
678	train	camu camu	x		X		2078	validation	no camu camu		x		X
679	train	camu camu	x		X		2079	validation	no camu camu		x		X
680	train	camu camu	x		X		2080	validation	no camu camu		x		X
681	train	camu camu	x		X		2081	validation	no camu camu		x		X
682	train	camu camu	x		X		2082	validation	no camu camu		x		X
683	train	camu camu	x		X		2083	validation	no camu camu		x		X
684	train	camu camu	x		X		2084	validation	no camu camu		x		X
685	train	camu camu	x		X		2085	validation	no camu camu		x		X
686	train	camu camu	x		X		2086	validation	no camu camu		x		X
687	train	camu camu	x		X		2087	validation	no camu camu		x		X
688	train	camu camu	x		X		2088	validation	no camu camu		x		X
689	train	camu camu	x		X		2089	validation	no camu camu		x		X
690	train	camu camu	x		X		2090	validation	no camu camu		x		X
691	train	camu camu	x		X		2091	validation	no camu camu		x		X
692	train	camu camu	x		X		2092	validation	no camu camu		x		X
693	train	camu camu	x		X		2093	validation	no camu camu		x		X
694	train	camu camu	x		X		2094	validation	no camu camu		x		X
695	train	camu camu	x		X		2095	validation	no camu camu		x		X
696	train	camu camu	x		X		2096	validation	no camu camu		x		X
697	train	camu camu	x		X		2097	validation	no camu camu		x		X
698	train	camu camu	x		X		2098	validation	no camu camu		x		X
699	train	camu camu	x		X		2099	validation	no camu camu		x		X
700	train	camu camu	x		X		2100	validation	no camu camu		x		X
701	train	camu camu	x		X		2101	validation	no camu camu		x		X
702	train	camu camu	x		X		2102	validation	no camu camu		x		X
703	train	camu camu	x		X		2103	validation	no camu camu		x		X
704	train	camu camu	x		X		2104	validation	no camu camu		x		X
705	train	camu camu	x		X		2105	validation	no camu camu		x		X
706	train	camu camu	x		X		2106	validation	no camu camu		x		X
707	train	camu camu	x		X		2107	validation	no camu camu		x		X
708	train	camu camu	x		X		2108	validation	no camu camu		x		X

709	train	camu camu	x		X		2109	validation	no camu camu		x		X
710	train	camu camu	x		X		2110	validation	no camu camu		x		X
711	train	camu camu	x		X		2111	validation	no camu camu		x		X
712	train	camu camu	x		X		2112	validation	no camu camu		x		X
713	train	camu camu	x		X		2113	validation	no camu camu		x		X
714	train	camu camu	x		X		2114	validation	no camu camu		x		X
715	train	camu camu	x		X		2115	validation	no camu camu		x		X
716	train	camu camu	x		X		2116	validation	no camu camu		x		X
717	train	camu camu	x		X		2117	validation	no camu camu		x		X
718	train	camu camu	x		X		2118	validation	no camu camu		x		X
719	train	camu camu	x		X		2119	validation	no camu camu		x		X
720	train	camu camu	x		X		2120	validation	no camu camu		x		X
721	train	camu camu	x		X		2121	validation	no camu camu		x		X
722	train	camu camu	x		X		2122	validation	no camu camu		x		X
723	train	camu camu	x		X		2123	validation	no camu camu		x		X
724	train	camu camu	x		X		2124	validation	no camu camu		x		X
725	train	camu camu	x		X		2125	validation	no camu camu		x		X
726	train	camu camu	x		X		2126	validation	no camu camu		x		X
727	train	camu camu	x		X		2127	validation	no camu camu		x		X
728	train	camu camu	x		X		2128	validation	no camu camu		x		X
729	train	camu camu	x		X		2129	validation	no camu camu		x		X
730	train	camu camu	x		X		2130	validation	no camu camu		x		X
731	train	camu camu	x		X		2131	validation	no camu camu		x		X
732	train	camu camu	x		X		2132	validation	no camu camu		x		X
733	train	camu camu	x		X		2133	validation	no camu camu		x		X
734	train	camu camu	x		X		2134	validation	no camu camu		x		X
735	train	camu camu	x		X		2135	validation	no camu camu		x		X
736	train	camu camu	x		X		2136	validation	no camu camu		x		X
737	train	camu camu	x		X		2137	validation	no camu camu		x		X
738	train	camu camu	x		X		2138	validation	no camu camu		x		X
739	train	camu camu	x		X		2139	validation	no camu camu		x		X
740	train	camu camu	x		X		2140	validation	no camu camu		x		X
741	train	camu camu	x		X		2141	validation	no camu camu		x		X

742	train	camu camu	x		X		2142	validation	no camu camu		x		X
743	train	camu camu	x		X		2143	validation	no camu camu		x		X
744	train	camu camu	x		X		2144	validation	no camu camu		x		X
745	train	camu camu	x		X		2145	validation	no camu camu		x		X
746	train	camu camu	x		X		2146	validation	no camu camu		x		X
747	train	camu camu	x		X		2147	validation	no camu camu		x		X
748	train	camu camu	x		X		2148	validation	no camu camu		x		X
749	train	camu camu	x		X		2149	validation	no camu camu		x		X
750	train	camu camu	x		X		2150	validation	no camu camu		x		X
751	train	camu camu	x		X		2151	validation	no camu camu		x		X
752	train	camu camu	x		X		2152	validation	no camu camu		x		X
753	train	camu camu	x		X		2153	validation	no camu camu		x		X
754	train	camu camu	x		X		2154	validation	no camu camu		x		X
755	train	camu camu	x		X		2155	validation	no camu camu		x		X
756	train	camu camu	x		X		2156	validation	no camu camu		x		X
757	train	camu camu	x		X		2157	validation	no camu camu		x		X
758	train	camu camu	x		X		2158	validation	no camu camu		x		X
759	train	camu camu	x		X		2159	validation	no camu camu		x		X
760	train	camu camu	x		X		2160	validation	no camu camu		x		X
761	train	camu camu	x		X		2161	validation	no camu camu		x		X
762	train	camu camu	x		X		2162	validation	no camu camu		x		X
763	train	camu camu	x		X		2163	validation	no camu camu		x		X
764	train	camu camu	x		X		2164	validation	no camu camu		x		X
765	train	camu camu	x		X		2165	validation	no camu camu		x		X
766	train	camu camu	x		X		2166	validation	no camu camu		x		X
767	train	camu camu	x		X		2167	validation	no camu camu		x		X
768	train	camu camu	x		X		2168	validation	no camu camu		x		X
769	train	camu camu	x		X		2169	validation	no camu camu		x		X
770	train	camu camu	x		X		2170	validation	no camu camu		x		X
771	train	camu camu	x		X		2171	validation	no camu camu		x		X
772	train	camu camu	x		X		2172	validation	no camu camu		x		X
773	train	camu camu	x		X		2173	validation	no camu camu		x		X
774	train	camu camu	x		X		2174	validation	no camu camu		x		X



775	train	camu camu	x		X		2175	validation	no camu camu		x		X
776	train	camu camu	x		X		2176	validation	no camu camu		x		X
777	train	camu camu	x		X		2177	validation	no camu camu		x		X
778	train	camu camu	x		X		2178	validation	no camu camu		x		X
779	train	camu camu	x		X		2179	validation	no camu camu		x		X
780	train	camu camu	x		X		2180	validation	no camu camu		x		X
781	train	camu camu	x		X		2181	validation	no camu camu		x		X
782	train	camu camu	x		X		2182	validation	no camu camu		x		X
783	train	camu camu	x		X		2183	validation	no camu camu		x		X
784	train	camu camu	x		X		2184	validation	no camu camu		x		X
785	train	camu camu	x		X		2185	validation	no camu camu		x		X
786	train	camu camu	x		X		2186	validation	no camu camu		x		X
787	train	camu camu	x		X		2187	validation	no camu camu		x		X
788	train	camu camu	x		X		2188	validation	no camu camu		x		X
789	train	camu camu	x		X		2189	validation	no camu camu		x		X
790	train	camu camu	x		X		2190	validation	no camu camu		x		X
791	train	camu camu	x		X		2191	validation	no camu camu		x		X
792	train	camu camu	x		X		2192	validation	no camu camu		x		X
793	train	camu camu	x		X		2193	validation	no camu camu		x		X
794	train	camu camu	x		X		2194	validation	no camu camu		x		X
795	train	camu camu	x		X		2195	validation	no camu camu		x		X
796	train	camu camu	x		X		2196	validation	no camu camu		x		X
797	train	camu camu	x		X		2197	validation	no camu camu		x		X
798	train	camu camu	x		X		2198	validation	no camu camu		x		X
799	train	camu camu	x		X		2199	validation	no camu camu		x		X
800	train	camu camu	x		X		2200	validation	no camu camu		x		X
801	train	camu camu	x		X		2201	validation	no camu camu		x		X
802	train	camu camu	x		X		2202	validation	no camu camu		x		X
803	train	camu camu	x		X		2203	validation	no camu camu		x		X
804	train	camu camu	x		X		2204	validation	no camu camu		x		X
805	train	camu camu	x		X		2205	validation	no camu camu		x		X
806	train	camu camu	x		X		2206	validation	no camu camu		x		X
807	train	camu camu	x		X		2207	validation	no camu camu		x		X

808	train	camu camu	x		X		2208	validation	no camu camu		x		X
809	train	camu camu	x		X		2209	validation	no camu camu		x		X
810	train	camu camu	x		X		2210	validation	no camu camu		x		X
811	train	camu camu	x		X		2211	validation	no camu camu		x		X
812	train	camu camu	x		X		2212	validation	no camu camu		x		X
813	train	camu camu	x		X		2213	validation	no camu camu		x		X
814	train	camu camu	x		X		2214	validation	no camu camu		x		X
815	train	camu camu	x		X		2215	validation	no camu camu		x		X
816	train	camu camu	x		X		2216	validation	no camu camu		x		X
817	train	camu camu	x		X		2217	validation	no camu camu		x		X
818	train	camu camu	x		X		2218	validation	no camu camu		x		X
819	train	camu camu	x		X		2219	validation	no camu camu		x		X
820	train	camu camu	x		X		2220	validation	no camu camu		x		X
821	train	camu camu	x		X		2221	validation	no camu camu		x		X
822	train	camu camu	x		X		2222	validation	no camu camu		x		X
823	train	camu camu	x		X		2223	validation	no camu camu		x		X
824	train	camu camu	x		X		2224	validation	no camu camu		x		X
825	train	camu camu	x		X		2225	validation	no camu camu		x		X
826	train	camu camu	x		X		2226	validation	no camu camu		x		X
827	train	camu camu	x		X		2227	validation	no camu camu		x		X
828	train	camu camu	x		X		2228	validation	no camu camu		x		X
829	train	camu camu	x		X		2229	validation	no camu camu		x		X
830	train	camu camu	x		X		2230	validation	no camu camu		x		X
831	train	camu camu	x		X		2231	validation	no camu camu		x		X
832	train	camu camu	x		X		2232	validation	no camu camu		x		X
833	train	camu camu	x		X		2233	validation	no camu camu		x		X
834	train	camu camu	x		X		2234	validation	no camu camu		x		X
835	train	camu camu	x		X		2235	validation	no camu camu		x		X
836	train	camu camu	x		X		2236	validation	no camu camu		x		X
837	train	camu camu	x		X		2237	validation	no camu camu		x		X
838	train	camu camu	x		X		2238	validation	no camu camu		x		X
839	train	camu camu	x		X		2239	validation	no camu camu		x		X
840	train	camu camu	x		X		2240	validation	no camu camu		x		X

841	train	no camu camu		x	X		2241	test	camu camu	x		X	
842	train	no camu camu		x	X		2242	test	camu camu	x		X	
843	train	no camu camu		x	X		2243	test	camu camu	x		X	
844	train	no camu camu		x		X	2244	test	camu camu	x		X	
845	train	no camu camu		x	X		2245	test	camu camu	x		X	
846	train	no camu camu		x	X		2246	test	camu camu	x		X	
847	train	no camu camu		x		X	2247	test	camu camu	x		X	
848	train	no camu camu		x		X	2248	test	camu camu	x		X	
849	train	no camu camu		x		X	2249	test	camu camu	x		X	
850	train	no camu camu		x		X	2250	test	camu camu	x		X	
851	train	no camu camu		x		X	2251	test	camu camu	x		X	
852	train	no camu camu		x		X	2252	test	camu camu	x		X	
853	train	no camu camu		x		X	2253	test	camu camu	x		X	
854	train	no camu camu		x		X	2254	test	camu camu	x		X	
855	train	no camu camu		x		X	2255	test	camu camu	x		X	
856	train	no camu camu		x	X		2256	test	camu camu	x		X	
857	train	no camu camu		x		X	2257	test	camu camu	x		X	
858	train	no camu camu		x		X	2258	test	camu camu	x		X	
859	train	no camu camu		x		X	2259	test	camu camu	x		X	
860	train	no camu camu		x		X	2260	test	camu camu	x		X	
861	train	no camu camu		x		X	2261	test	camu camu	x		X	
862	train	no camu camu		x		X	2262	test	camu camu	x		X	
863	train	no camu camu		x		X	2263	test	camu camu	x		X	
864	train	no camu camu		x		X	2264	test	camu camu	x		X	
865	train	no camu camu		x		X	2265	test	camu camu	x		X	
866	train	no camu camu		x		X	2266	test	camu camu	x		X	
867	train	no camu camu		x		X	2267	test	camu camu	x		X	
868	train	no camu camu		x		X	2268	test	camu camu	x		X	
869	train	no camu camu		x		X	2269	test	camu camu	x		X	
870	train	no camu camu		x		X	2270	test	camu camu	x		X	
871	train	no camu camu		x		X	2271	test	camu camu	x		X	
872	train	no camu camu		x		X	2272	test	camu camu	x		X	
873	train	no camu camu		x		X	2273	test	camu camu	x		X	

874	train	no camu camu		x		X	2274	test	camu camu	x		X	
875	train	no camu camu		x		X	2275	test	camu camu	x		X	
876	train	no camu camu		x		X	2276	test	camu camu	x		X	
877	train	no camu camu		x		X	2277	test	camu camu	x		X	
878	train	no camu camu		x	X		2278	test	camu camu	x		X	
879	train	no camu camu		x		X	2279	test	camu camu	x		X	
880	train	no camu camu		x		X	2280	test	camu camu	x		X	
881	train	no camu camu		x		X	2281	test	camu camu	x		X	
882	train	no camu camu		x		X	2282	test	camu camu	x		X	
883	train	no camu camu		x		X	2283	test	camu camu	x		X	
884	train	no camu camu		x		X	2284	test	camu camu	x		X	
885	train	no camu camu		x		X	2285	test	camu camu	x		X	
886	train	no camu camu		x		X	2286	test	camu camu	x		X	
887	train	no camu camu		x		X	2287	test	camu camu	x		X	
888	train	no camu camu		x		X	2288	test	camu camu	x		X	
889	train	no camu camu		x		X	2289	test	camu camu	x		X	
890	train	no camu camu		x		X	2290	test	camu camu	x		X	
891	train	no camu camu		x		X	2291	test	camu camu	x		X	
892	train	no camu camu		x		X	2292	test	camu camu	x		X	
893	train	no camu camu		x		X	2293	test	camu camu	x		X	
894	train	no camu camu		x		X	2294	test	camu camu	x		X	
895	train	no camu camu		x		X	2295	test	camu camu	x		X	
896	train	no camu camu		x		X	2296	test	camu camu	x		X	
897	train	no camu camu		x		X	2297	test	camu camu	x		X	
898	train	no camu camu		x		X	2298	test	camu camu	x		X	
899	train	no camu camu		x		X	2299	test	camu camu	x		X	
900	train	no camu camu		x		X	2300	test	camu camu	x		X	
901	train	no camu camu		x		X	2301	test	camu camu	x		X	
902	train	no camu camu		x		X	2302	test	camu camu	x		X	
903	train	no camu camu		x		X	2303	test	camu camu	x		X	
904	train	no camu camu		x		X	2304	test	camu camu	x		X	
905	train	no camu camu		x		X	2305	test	camu camu	x		X	
906	train	no camu camu		x		X	2306	test	camu camu	x		X	

907	train	no camu camu		x		X	2307	test	camu camu	x		X	
908	train	no camu camu		x		X	2308	test	camu camu	x		X	
909	train	no camu camu		x		X	2309	test	camu camu	x		X	
910	train	no camu camu		x		X	2310	test	camu camu	x		X	
911	train	no camu camu		x		X	2311	test	camu camu	x		X	
912	train	no camu camu		x		X	2312	test	camu camu	x		X	
913	train	no camu camu		x		X	2313	test	camu camu	x		X	
914	train	no camu camu		x		X	2314	test	camu camu	x		X	
915	train	no camu camu		x		X	2315	test	camu camu	x		X	
916	train	no camu camu		x		X	2316	test	camu camu	x		X	
917	train	no camu camu		x		X	2317	test	camu camu	x		X	
918	train	no camu camu		x		X	2318	test	camu camu	x		X	
919	train	no camu camu		x		X	2319	test	camu camu	x		X	
920	train	no camu camu		x		X	2320	test	camu camu	x		X	
921	train	no camu camu		x		X	2321	test	camu camu	x		X	
922	train	no camu camu		x		X	2322	test	camu camu	x		X	
923	train	no camu camu		x		X	2323	test	camu camu	x		X	
924	train	no camu camu		x		X	2324	test	camu camu	x		X	
925	train	no camu camu		x		X	2325	test	camu camu	x		X	
926	train	no camu camu		x		X	2326	test	camu camu	x		X	
927	train	no camu camu		x		X	2327	test	camu camu	x		X	
928	train	no camu camu		x		X	2328	test	camu camu	x		X	
929	train	no camu camu		x		X	2329	test	camu camu	x		X	
930	train	no camu camu		x		X	2330	test	camu camu	x		X	
931	train	no camu camu		x		X	2331	test	camu camu	x		X	
932	train	no camu camu		x		X	2332	test	camu camu	x		X	
933	train	no camu camu		x		X	2333	test	camu camu	x		X	
934	train	no camu camu		x		X	2334	test	camu camu	x		X	
935	train	no camu camu		x		X	2335	test	camu camu	x		X	
936	train	no camu camu		x		X	2336	test	camu camu	x		X	
937	train	no camu camu		x		X	2337	test	camu camu	x		X	
938	train	no camu camu		x		X	2338	test	camu camu	x		X	
939	train	no camu camu		x		X	2339	test	camu camu	x		X	

940	train	no camu camu		x		X	2340	test	camu camu	x		X	
941	train	no camu camu		x		X	2341	test	camu camu	x		X	
942	train	no camu camu		x		X	2342	test	camu camu	x		X	
943	train	no camu camu		x		X	2343	test	camu camu	x		X	
944	train	no camu camu		x		X	2344	test	camu camu	x		X	
945	train	no camu camu		x		X	2345	test	camu camu	x		X	
946	train	no camu camu		x		X	2346	test	camu camu	x		X	
947	train	no camu camu		x		X	2347	test	camu camu	x		X	
948	train	no camu camu		x		X	2348	test	camu camu	x		X	
949	train	no camu camu		x		X	2349	test	camu camu	x		X	
950	train	no camu camu		x		X	2350	test	camu camu	x		X	
951	train	no camu camu		x		X	2351	test	camu camu	x		X	
952	train	no camu camu		x		X	2352	test	camu camu	x		X	
953	train	no camu camu		x		X	2353	test	camu camu	x		X	
954	train	no camu camu		x		X	2354	test	camu camu	x		X	
955	train	no camu camu		x		X	2355	test	camu camu	x		X	
956	train	no camu camu		x		X	2356	test	camu camu	x		X	
957	train	no camu camu		x		X	2357	test	camu camu	x		X	
958	train	no camu camu		x		X	2358	test	camu camu	x		X	
959	train	no camu camu		x		X	2359	test	camu camu	x		X	
960	train	no camu camu		x		X	2360	test	camu camu	x		X	
961	train	no camu camu		x		X	2361	test	camu camu	x		X	
962	train	no camu camu		x		X	2362	test	camu camu	x		X	
963	train	no camu camu		x		X	2363	test	camu camu	x		X	
964	train	no camu camu		x		X	2364	test	camu camu	x		X	
965	train	no camu camu		x		X	2365	test	camu camu	x		X	
966	train	no camu camu		x		X	2366	test	camu camu	x		X	
967	train	no camu camu		x		X	2367	test	camu camu	x		X	
968	train	no camu camu		x		X	2368	test	camu camu	x		X	
969	train	no camu camu		x		X	2369	test	camu camu	x		X	
970	train	no camu camu		x		X	2370	test	camu camu	x		X	
971	train	no camu camu		x		X	2371	test	camu camu	x		X	
972	train	no camu camu		x		X	2372	test	camu camu	x		X	

973	train	no camu camu		x		X	2373	test	camu camu	x		X	
974	train	no camu camu		x		X	2374	test	camu camu	x		X	
975	train	no camu camu		x		X	2375	test	camu camu	x		X	
976	train	no camu camu		x		X	2376	test	camu camu	x		X	
977	train	no camu camu		x		X	2377	test	camu camu	x		X	
978	train	no camu camu		x		X	2378	test	camu camu	x		X	
979	train	no camu camu		x		X	2379	test	camu camu	x		X	
980	train	no camu camu		x		X	2380	test	camu camu	x		X	
981	train	no camu camu		x		X	2381	test	camu camu	x		X	
982	train	no camu camu		x		X	2382	test	camu camu	x		X	
983	train	no camu camu		x		X	2383	test	camu camu	x		X	
984	train	no camu camu		x		X	2384	test	camu camu	x		X	
985	train	no camu camu		x		X	2385	test	camu camu	x		X	
986	train	no camu camu		x		X	2386	test	camu camu	x		X	
987	train	no camu camu		x		X	2387	test	camu camu	x		X	
988	train	no camu camu		x		X	2388	test	camu camu	x		X	
989	train	no camu camu		x		X	2389	test	camu camu	x		X	
990	train	no camu camu		x		X	2390	test	camu camu	x		X	
991	train	no camu camu		x		X	2391	test	camu camu	x		X	
992	train	no camu camu		x		X	2392	test	camu camu	x		X	
993	train	no camu camu		x		X	2393	test	camu camu	x		X	
994	train	no camu camu		x		X	2394	test	camu camu	x		X	
995	train	no camu camu		x		X	2395	test	camu camu	x		X	
996	train	no camu camu		x		X	2396	test	camu camu	x		X	
997	train	no camu camu		x		X	2397	test	camu camu	x		X	
998	train	no camu camu		x		X	2398	test	camu camu	x		X	
999	train	no camu camu		x		X	2399	test	camu camu	x		X	
1000	train	no camu camu		x		X	2400	test	camu camu	x		X	
1001	train	no camu camu		x		X	2401	test	camu camu	x		X	
1002	train	no camu camu		x		X	2402	test	camu camu	x		X	
1003	train	no camu camu		x		X	2403	test	camu camu	x		X	
1004	train	no camu camu		x		X	2404	test	camu camu	x		X	
1005	train	no camu camu		x		X	2405	test	camu camu	x		X	

1006	train	no camu camu		x		X	2406	test	camu camu	x		X	
1007	train	no camu camu		x		X	2407	test	camu camu	x		X	
1008	train	no camu camu		x		X	2408	test	camu camu	x		X	
1009	train	no camu camu		x		X	2409	test	camu camu	x		X	
1010	train	no camu camu		x		X	2410	test	camu camu	x		X	
1011	train	no camu camu		x		X	2411	test	camu camu	x		X	
1012	train	no camu camu		x		X	2412	test	camu camu	x		X	
1013	train	no camu camu		x		X	2413	test	camu camu	x		X	
1014	train	no camu camu		x		X	2414	test	camu camu	x		X	
1015	train	no camu camu		x		X	2415	test	camu camu	x		X	
1016	train	no camu camu		x		X	2416	test	camu camu	x		X	
1017	train	no camu camu		x		X	2417	test	camu camu	x		X	
1018	train	no camu camu		x		X	2418	test	camu camu	x		X	
1019	train	no camu camu		x		X	2419	test	camu camu	x		X	
1020	train	no camu camu		x		X	2420	test	camu camu	x		X	
1021	train	no camu camu		x		X	2421	test	camu camu	x		X	
1022	train	no camu camu		x		X	2422	test	camu camu	x		X	
1023	train	no camu camu		x		X	2423	test	camu camu	x		X	
1024	train	no camu camu		x		X	2424	test	camu camu	x		X	
1025	train	no camu camu		x		X	2425	test	camu camu	x		X	
1026	train	no camu camu		x		X	2426	test	camu camu	x		X	
1027	train	no camu camu		x		X	2427	test	camu camu	x		X	
1028	train	no camu camu		x		X	2428	test	camu camu	x		X	
1029	train	no camu camu		x		X	2429	test	camu camu	x		X	
1030	train	no camu camu		x		X	2430	test	camu camu	x		X	
1031	train	no camu camu		x		X	2431	test	camu camu	x		X	
1032	train	no camu camu		x		X	2432	test	camu camu	x		X	
1033	train	no camu camu		x		X	2433	test	camu camu	x		X	
1034	train	no camu camu		x		X	2434	test	camu camu	x		X	
1035	train	no camu camu		x		X	2435	test	camu camu	x		X	
1036	train	no camu camu		x		X	2436	test	camu camu	x		X	
1037	train	no camu camu		x		X	2437	test	camu camu	x		X	
1038	train	no camu camu		x		X	2438	test	camu camu	x		X	



1039	train	no camu camu		x		X	2439	test	camu camu	x		X	
1040	train	no camu camu		x		X	2440	test	camu camu	x		X	
1041	train	no camu camu		x		X	2441	test	camu camu	x		X	
1042	train	no camu camu		x		X	2442	test	camu camu	x		X	
1043	train	no camu camu		x		X	2443	test	camu camu	x		X	
1044	train	no camu camu		x		X	2444	test	camu camu	x		X	
1045	train	no camu camu		x		X	2445	test	camu camu	x		X	
1046	train	no camu camu		x		X	2446	test	camu camu	x		X	
1047	train	no camu camu		x		X	2447	test	camu camu	x		X	
1048	train	no camu camu		x		X	2448	test	camu camu	x		X	
1049	train	no camu camu		x		X	2449	test	camu camu	x		X	
1050	train	no camu camu		x		X	2450	test	camu camu	x		X	
1051	train	no camu camu		x		X	2451	test	camu camu	x		X	
1052	train	no camu camu		x		X	2452	test	camu camu	x		X	
1053	train	no camu camu		x		X	2453	test	camu camu	x		X	
1054	train	no camu camu		x		X	2454	test	camu camu	x		X	
1055	train	no camu camu		x		X	2455	test	camu camu	x		X	
1056	train	no camu camu		x		X	2456	test	camu camu	x		X	
1057	train	no camu camu		x		X	2457	test	camu camu	x		X	
1058	train	no camu camu		x		X	2458	test	camu camu	x		X	
1059	train	no camu camu		x		X	2459	test	camu camu	x		X	
1060	train	no camu camu		x		X	2460	test	camu camu	x		X	
1061	train	no camu camu		x		X	2461	test	camu camu	x		X	
1062	train	no camu camu		x		X	2462	test	camu camu	x		X	
1063	train	no camu camu		x		X	2463	test	camu camu	x		X	
1064	train	no camu camu		x		X	2464	test	camu camu	x		X	
1065	train	no camu camu		x		X	2465	test	camu camu	x		X	
1066	train	no camu camu		x		X	2466	test	camu camu	x		X	
1067	train	no camu camu		x		X	2467	test	camu camu	x		X	
1068	train	no camu camu		x		X	2468	test	camu camu	x		X	
1069	train	no camu camu		x		X	2469	test	camu camu	x		X	
1070	train	no camu camu		x		X	2470	test	camu camu	x		X	
1071	train	no camu camu		x		X	2471	test	camu camu	x		X	

1072	train	no camu camu		x		X	2472	test	camu camu	x		X	
1073	train	no camu camu		x		X	2473	test	camu camu	x		X	
1074	train	no camu camu		x		X	2474	test	camu camu	x		X	
1075	train	no camu camu		x		X	2475	test	camu camu	x		X	
1076	train	no camu camu		x		X	2476	test	camu camu	x		X	
1077	train	no camu camu		x		X	2477	test	camu camu	x		X	
1078	train	no camu camu		x		X	2478	test	camu camu	x		X	
1079	train	no camu camu		x		X	2479	test	camu camu	x		X	
1080	train	no camu camu		x		X	2480	test	camu camu	x		X	
1081	train	no camu camu		x		X	2481	test	camu camu	x		X	
1082	train	no camu camu		x		X	2482	test	camu camu	x		X	
1083	train	no camu camu		x		X	2483	test	camu camu	x		X	
1084	train	no camu camu		x		X	2484	test	camu camu	x		X	
1085	train	no camu camu		x		X	2485	test	camu camu	x		X	
1086	train	no camu camu		x		X	2486	test	camu camu	x		X	
1087	train	no camu camu		x		X	2487	test	camu camu	x		X	
1088	train	no camu camu		x		X	2488	test	camu camu	x		X	
1089	train	no camu camu		x		X	2489	test	camu camu	x		X	
1090	train	no camu camu		x		X	2490	test	camu camu	x		X	
1091	train	no camu camu		x		X	2491	test	camu camu	x		X	
1092	train	no camu camu		x		X	2492	test	camu camu	x		X	
1093	train	no camu camu		x		X	2493	test	camu camu	x		X	
1094	train	no camu camu		x		X	2494	test	camu camu	x		X	
1095	train	no camu camu		x		X	2495	test	camu camu	x		X	
1096	train	no camu camu		x		X	2496	test	camu camu	x		X	
1097	train	no camu camu		x		X	2497	test	camu camu	x		X	
1098	train	no camu camu		x		X	2498	test	camu camu	x		X	
1099	train	no camu camu		x		X	2499	test	camu camu	x		X	
1100	train	no camu camu		x		X	2500	test	camu camu	x		X	
1101	train	no camu camu		x		X	2501	test	camu camu	x		X	
1102	train	no camu camu		x		X	2502	test	camu camu	x		X	
1103	train	no camu camu		x		X	2503	test	camu camu	x		X	
1104	train	no camu camu		x		X	2504	test	camu camu	x		X	

1105	train	no camu camu		x		X	2505	test	camu camu	x		X	
1106	train	no camu camu		x		X	2506	test	camu camu	x		X	
1107	train	no camu camu		x		X	2507	test	camu camu	x		X	
1108	train	no camu camu		x		X	2508	test	camu camu	x		X	
1109	train	no camu camu		x		X	2509	test	camu camu	x		X	
1110	train	no camu camu		x		X	2510	test	camu camu	x		X	
1111	train	no camu camu		x		X	2511	test	camu camu	x		X	
1112	train	no camu camu		x		X	2512	test	camu camu	x		X	
1113	train	no camu camu		x		X	2513	test	camu camu	x		X	
1114	train	no camu camu		x		X	2514	test	camu camu	x		X	
1115	train	no camu camu		x		X	2515	test	camu camu	x		X	
1116	train	no camu camu		x		X	2516	test	camu camu	x		X	
1117	train	no camu camu		x		X	2517	test	camu camu	x		X	
1118	train	no camu camu		x		X	2518	test	camu camu	x		X	
1119	train	no camu camu		x		X	2519	test	camu camu	x		X	
1120	train	no camu camu		x		X	2520	test	camu camu	x		X	
1121	train	no camu camu		x		X	2521	test	no camu camu		x		X
1122	train	no camu camu		x		X	2522	test	no camu camu		x		X
1123	train	no camu camu		x		X	2523	test	no camu camu		x		X
1124	train	no camu camu		x		X	2524	test	no camu camu		x		X
1125	train	no camu camu		x		X	2525	test	no camu camu		x		X
1126	train	no camu camu		x		X	2526	test	no camu camu		x		X
1127	train	no camu camu		x		X	2527	test	no camu camu		x		X
1128	train	no camu camu		x		X	2528	test	no camu camu		x		X
1129	train	no camu camu		x		X	2529	test	no camu camu		x		X
1130	train	no camu camu		x		X	2530	test	no camu camu		x		X
1131	train	no camu camu		x		X	2531	test	no camu camu		x		X
1132	train	no camu camu		x		X	2532	test	no camu camu		x		X
1133	train	no camu camu		x		X	2533	test	no camu camu		x		X
1134	train	no camu camu		x		X	2534	test	no camu camu		x		X
1135	train	no camu camu		x		X	2535	test	no camu camu		x		X
1136	train	no camu camu		x		X	2536	test	no camu camu		x		X
1137	train	no camu camu		x		X	2537	test	no camu camu		x		X

1138	train	no camu camu		x		X	2538	test	no camu camu		x		X
1139	train	no camu camu		x		X	2539	test	no camu camu		x		X
1140	train	no camu camu		x		X	2540	test	no camu camu		x		X
1141	train	no camu camu		x		X	2541	test	no camu camu		x		X
1142	train	no camu camu		x		X	2542	test	no camu camu		x		X
1143	train	no camu camu		x		X	2543	test	no camu camu		x		X
1144	train	no camu camu		x		X	2544	test	no camu camu		x		X
1145	train	no camu camu		x		X	2545	test	no camu camu		x		X
1146	train	no camu camu		x		X	2546	test	no camu camu		x		X
1147	train	no camu camu		x		X	2547	test	no camu camu		x		X
1148	train	no camu camu		x		X	2548	test	no camu camu		x		X
1149	train	no camu camu		x		X	2549	test	no camu camu		x		X
1150	train	no camu camu		x		X	2550	test	no camu camu		x		X
1151	train	no camu camu		x		X	2551	test	no camu camu		x		X
1152	train	no camu camu		x		X	2552	test	no camu camu		x		X
1153	train	no camu camu		x		X	2553	test	no camu camu		x		X
1154	train	no camu camu		x		X	2554	test	no camu camu		x		X
1155	train	no camu camu		x		X	2555	test	no camu camu		x		X
1156	train	no camu camu		x		X	2556	test	no camu camu		x		X
1157	train	no camu camu		x		X	2557	test	no camu camu		x		X
1158	train	no camu camu		x		X	2558	test	no camu camu		x		X
1159	train	no camu camu		x		X	2559	test	no camu camu		x		X
1160	train	no camu camu		x		X	2560	test	no camu camu		x		X
1161	train	no camu camu		x		X	2561	test	no camu camu		x		X
1162	train	no camu camu		x		X	2562	test	no camu camu		x		X
1163	train	no camu camu		x		X	2563	test	no camu camu		x		X
1164	train	no camu camu		x		X	2564	test	no camu camu		x		X
1165	train	no camu camu		x		X	2565	test	no camu camu		x		X
1166	train	no camu camu		x		X	2566	test	no camu camu		x		X
1167	train	no camu camu		x		X	2567	test	no camu camu		x		X
1168	train	no camu camu		x		X	2568	test	no camu camu		x		X
1169	train	no camu camu		x		X	2569	test	no camu camu		x		X
1170	train	no camu camu		x		X	2570	test	no camu camu		x		X

1171	train	no camu camu		x		X	2571	test	no camu camu		x		X
1172	train	no camu camu		x		X	2572	test	no camu camu		x		X
1173	train	no camu camu		x		X	2573	test	no camu camu		x		X
1174	train	no camu camu		x		X	2574	test	no camu camu		x		X
1175	train	no camu camu		x		X	2575	test	no camu camu		x		X
1176	train	no camu camu		x		X	2576	test	no camu camu		x		X
1177	train	no camu camu		x		X	2577	test	no camu camu		x		X
1178	train	no camu camu		x		X	2578	test	no camu camu		x		X
1179	train	no camu camu		x		X	2579	test	no camu camu		x		X
1180	train	no camu camu		x		X	2580	test	no camu camu		x		X
1181	train	no camu camu		x		X	2581	test	no camu camu		x		X
1182	train	no camu camu		x		X	2582	test	no camu camu		x		X
1183	train	no camu camu		x		X	2583	test	no camu camu		x		X
1184	train	no camu camu		x		X	2584	test	no camu camu		x		X
1185	train	no camu camu		x		X	2585	test	no camu camu		x		X
1186	train	no camu camu		x		X	2586	test	no camu camu		x		X
1187	train	no camu camu		x		X	2587	test	no camu camu		x		X
1188	train	no camu camu		x		X	2588	test	no camu camu		x		X
1189	train	no camu camu		x		X	2589	test	no camu camu		x		X
1190	train	no camu camu		x		X	2590	test	no camu camu		x		X
1191	train	no camu camu		x		X	2591	test	no camu camu		x		X
1192	train	no camu camu		x		X	2592	test	no camu camu		x		X
1193	train	no camu camu		x		X	2593	test	no camu camu		x		X
1194	train	no camu camu		x		X	2594	test	no camu camu		x		X
1195	train	no camu camu		x		X	2595	test	no camu camu		x		X
1196	train	no camu camu		x		X	2596	test	no camu camu		x		X
1197	train	no camu camu		x		X	2597	test	no camu camu		x		X
1198	train	no camu camu		x		X	2598	test	no camu camu		x		X
1199	train	no camu camu		x		X	2599	test	no camu camu		x		X
1200	train	no camu camu		x		X	2600	test	no camu camu		x		X
1201	train	no camu camu		x		X	2601	test	no camu camu		x		X
1202	train	no camu camu		x		X	2602	test	no camu camu		x		X
1203	train	no camu camu		x		X	2603	test	no camu camu		x		X

1204	train	no camu camu		x		X	2604	test	no camu camu		x		X
1205	train	no camu camu		x		X	2605	test	no camu camu		x		X
1206	train	no camu camu		x		X	2606	test	no camu camu		x		X
1207	train	no camu camu		x		X	2607	test	no camu camu		x		X
1208	train	no camu camu		x		X	2608	test	no camu camu		x		X
1209	train	no camu camu		x		X	2609	test	no camu camu		x		X
1210	train	no camu camu		x		X	2610	test	no camu camu		x		X
1211	train	no camu camu		x		X	2611	test	no camu camu		x		X
1212	train	no camu camu		x		X	2612	test	no camu camu		x		X
1213	train	no camu camu		x		X	2613	test	no camu camu		x		X
1214	train	no camu camu		x		X	2614	test	no camu camu		x		X
1215	train	no camu camu		x		X	2615	test	no camu camu		x		X
1216	train	no camu camu		x		X	2616	test	no camu camu		x		X
1217	train	no camu camu		x		X	2617	test	no camu camu		x		X
1218	train	no camu camu		x		X	2618	test	no camu camu		x		X
1219	train	no camu camu		x		X	2619	test	no camu camu		x		X
1220	train	no camu camu		x		X	2620	test	no camu camu		x		X
1221	train	no camu camu		x		X	2621	test	no camu camu		x		X
1222	train	no camu camu		x		X	2622	test	no camu camu		x		X
1223	train	no camu camu		x		X	2623	test	no camu camu		x		X
1224	train	no camu camu		x		X	2624	test	no camu camu		x		X
1225	train	no camu camu		x		X	2625	test	no camu camu		x		X
1226	train	no camu camu		x		X	2626	test	no camu camu		x		X
1227	train	no camu camu		x		X	2627	test	no camu camu		x		X
1228	train	no camu camu		x		X	2628	test	no camu camu		x		X
1229	train	no camu camu		x		X	2629	test	no camu camu		x		X
1230	train	no camu camu		x		X	2630	test	no camu camu		x		X
1231	train	no camu camu		x		X	2631	test	no camu camu		x		X
1232	train	no camu camu		x		X	2632	test	no camu camu		x		X
1233	train	no camu camu		x		X	2633	test	no camu camu		x		X
1234	train	no camu camu		x		X	2634	test	no camu camu		x		X
1235	train	no camu camu		x		X	2635	test	no camu camu		x		X
1236	train	no camu camu		x		X	2636	test	no camu camu		x		X

1237	train	no camu camu		x		X	2637	test	no camu camu		x	X	
1238	train	no camu camu		x		X	2638	test	no camu camu		x	X	
1239	train	no camu camu		x		X	2639	test	no camu camu		x		X
1240	train	no camu camu		x		X	2640	test	no camu camu		x	X	
1241	train	no camu camu		x		X	2641	test	no camu camu		x		X
1242	train	no camu camu		x		X	2642	test	no camu camu		x		X
1243	train	no camu camu		x		X	2643	test	no camu camu		x		X
1244	train	no camu camu		x		X	2644	test	no camu camu		x		X
1245	train	no camu camu		x		X	2645	test	no camu camu		x		X
1246	train	no camu camu		x		X	2646	test	no camu camu		x		X
1247	train	no camu camu		x		X	2647	test	no camu camu		x		X
1248	train	no camu camu		x		X	2648	test	no camu camu		x		X
1249	train	no camu camu		x		X	2649	test	no camu camu		x		X
1250	train	no camu camu		x		X	2650	test	no camu camu		x		X
1251	train	no camu camu		x		X	2651	test	no camu camu		x		X
1252	train	no camu camu		x		X	2652	test	no camu camu		x		X
1253	train	no camu camu		x		X	2653	test	no camu camu		x		X
1254	train	no camu camu		x		X	2654	test	no camu camu		x		X
1255	train	no camu camu		x		X	2655	test	no camu camu		x		X
1256	train	no camu camu		x		X	2656	test	no camu camu		x		X
1257	train	no camu camu		x		X	2657	test	no camu camu		x		X
1258	train	no camu camu		x		X	2658	test	no camu camu		x		X
1259	train	no camu camu		x		X	2659	test	no camu camu		x	X	
1260	train	no camu camu		x		X	2660	test	no camu camu		x		X
1261	train	no camu camu		x		X	2661	test	no camu camu		x		X
1262	train	no camu camu		x		X	2662	test	no camu camu		x	X	
1263	train	no camu camu		x		X	2663	test	no camu camu		x		X
1264	train	no camu camu		x		X	2664	test	no camu camu		x	X	
1265	train	no camu camu		x		X	2665	test	no camu camu		x	X	
1266	train	no camu camu		x		X	2666	test	no camu camu		x	X	
1267	train	no camu camu		x		X	2667	test	no camu camu		x	X	
1268	train	no camu camu		x		X	2668	test	no camu camu		x		X
1269	train	no camu camu		x		X	2669	test	no camu camu		x		X

1270	train	no camu camu		x		X	2670	test	no camu camu		x		X
1271	train	no camu camu		x		X	2671	test	no camu camu		x		X
1272	train	no camu camu		x		X	2672	test	no camu camu		x		X
1273	train	no camu camu		x		X	2673	test	no camu camu		x		X
1274	train	no camu camu		x		X	2674	test	no camu camu		x		X
1275	train	no camu camu		x		X	2675	test	no camu camu		x		X
1276	train	no camu camu		x		X	2676	test	no camu camu		x		X
1277	train	no camu camu		x		X	2677	test	no camu camu		x		X
1278	train	no camu camu		x		X	2678	test	no camu camu		x		X
1279	train	no camu camu		x		X	2679	test	no camu camu		x		X
1280	train	no camu camu		x		X	2680	test	no camu camu		x	X	
1281	train	no camu camu		x		X	2681	test	no camu camu		x	X	
1282	train	no camu camu		x		X	2682	test	no camu camu		x		X
1283	train	no camu camu		x		X	2683	test	no camu camu		x		X
1284	train	no camu camu		x		X	2684	test	no camu camu		x		X
1285	train	no camu camu		x		X	2685	test	no camu camu		x		X
1286	train	no camu camu		x		X	2686	test	no camu camu		x		X
1287	train	no camu camu		x		X	2687	test	no camu camu		x		X
1288	train	no camu camu		x		X	2688	test	no camu camu		x		X
1289	train	no camu camu		x		X	2689	test	no camu camu		x		X
1290	train	no camu camu		x		X	2690	test	no camu camu		x		X
1291	train	no camu camu		x		X	2691	test	no camu camu		x		X
1292	train	no camu camu		x		X	2692	test	no camu camu		x		X
1293	train	no camu camu		x		X	2693	test	no camu camu		x		X
1294	train	no camu camu		x		X	2694	test	no camu camu		x		X
1295	train	no camu camu		x		X	2695	test	no camu camu		x		X
1296	train	no camu camu		x		X	2696	test	no camu camu		x	X	
1297	train	no camu camu		x		X	2697	test	no camu camu		x		X
1298	train	no camu camu		x		X	2698	test	no camu camu		x		X
1299	train	no camu camu		x		X	2699	test	no camu camu		x		X
1300	train	no camu camu		x		X	2700	test	no camu camu		x		X
1301	train	no camu camu		x		X	2701	test	no camu camu		x		X
1302	train	no camu camu		x		X	2702	test	no camu camu		x		X



1303	train	no camu camu		x		X	2703	test	no camu camu		x		X
1304	train	no camu camu		x		X	2704	test	no camu camu		x	X	
1305	train	no camu camu		x		X	2705	test	no camu camu		x		X
1306	train	no camu camu		x		X	2706	test	no camu camu		x		X
1307	train	no camu camu		x		X	2707	test	no camu camu		x		X
1308	train	no camu camu		x		X	2708	test	no camu camu		x	X	
1309	train	no camu camu		x		X	2709	test	no camu camu		x		X
1310	train	no camu camu		x		X	2710	test	no camu camu		x		X
1311	train	no camu camu		x		X	2711	test	no camu camu		x		X
1312	train	no camu camu		x		X	2712	test	no camu camu		x		X
1313	train	no camu camu		x		X	2713	test	no camu camu		x		X
1314	train	no camu camu		x		X	2714	test	no camu camu		x		X
1315	train	no camu camu		x		X	2715	test	no camu camu		x		X
1316	train	no camu camu		x		X	2716	test	no camu camu		x		X
1317	train	no camu camu		x		X	2717	test	no camu camu		x		X
1318	train	no camu camu		x		X	2718	test	no camu camu		x		X
1319	train	no camu camu		x		X	2719	test	no camu camu		x		X
1320	train	no camu camu		x		X	2720	test	no camu camu		x		X
1321	train	no camu camu		x		X	2721	test	no camu camu		x		X
1322	train	no camu camu		x		X	2722	test	no camu camu		x		X
1323	train	no camu camu		x		X	2723	test	no camu camu		x		X
1324	train	no camu camu		x		X	2724	test	no camu camu		x		X
1325	train	no camu camu		x		X	2725	test	no camu camu		x		X
1326	train	no camu camu		x		X	2726	test	no camu camu		x		X
1327	train	no camu camu		x		X	2727	test	no camu camu		x		X
1328	train	no camu camu		x		X	2728	test	no camu camu		x		X
1329	train	no camu camu		x		X	2729	test	no camu camu		x		X
1330	train	no camu camu		x		X	2730	test	no camu camu		x	X	
1331	train	no camu camu		x		X	2731	test	no camu camu		x		X
1332	train	no camu camu		x		X	2732	test	no camu camu		x		X
1333	train	no camu camu		x		X	2733	test	no camu camu		x		X
1334	train	no camu camu		x		X	2734	test	no camu camu		x		X
1335	train	no camu camu		x		X	2735	test	no camu camu		x		X

1336	train	no camu camu		x		X	2736	test	no camu camu		x		X
1337	train	no camu camu		x		X	2737	test	no camu camu		x		X
1338	train	no camu camu		x		X	2738	test	no camu camu		x		X
1339	train	no camu camu		x		X	2739	test	no camu camu		x		X
1340	train	no camu camu		x		X	2740	test	no camu camu		x	X	
1341	train	no camu camu		x		X	2741	test	no camu camu		x		X
1342	train	no camu camu		x		X	2742	test	no camu camu		x		X
1343	train	no camu camu		x		X	2743	test	no camu camu		x		X
1344	train	no camu camu		x		X	2744	test	no camu camu		x		X
1345	train	no camu camu		x		X	2745	test	no camu camu		x		X
1346	train	no camu camu		x		X	2746	test	no camu camu		x		X
1347	train	no camu camu		x		X	2747	test	no camu camu		x	X	
1348	train	no camu camu		x		X	2748	test	no camu camu		x	X	
1349	train	no camu camu		x		X	2749	test	no camu camu		x		X
1350	train	no camu camu		x		X	2750	test	no camu camu		x		X
1351	train	no camu camu		x		X	2751	test	no camu camu		x		X
1352	train	no camu camu		x		X	2752	test	no camu camu		x		X
1353	train	no camu camu		x		X	2753	test	no camu camu		x		X
1354	train	no camu camu		x		X	2754	test	no camu camu		x		X
1355	train	no camu camu		x		X	2755	test	no camu camu		x		X
1356	train	no camu camu		x		X	2756	test	no camu camu		x		X
1357	train	no camu camu		x		X	2757	test	no camu camu		x		X
1358	train	no camu camu		x		X	2758	test	no camu camu		x		X
1359	train	no camu camu		x		X	2759	test	no camu camu		x		X
1360	train	no camu camu		x		X	2760	test	no camu camu		x		X
1361	train	no camu camu		x		X	2761	test	no camu camu		x		X
1362	train	no camu camu		x		X	2762	test	no camu camu		x		X
1363	train	no camu camu		x		X	2763	test	no camu camu		x		X
1364	train	no camu camu		x		X	2764	test	no camu camu		x		X
1365	train	no camu camu		x		X	2765	test	no camu camu		x		X
1366	train	no camu camu		x		X	2766	test	no camu camu		x		X
1367	train	no camu camu		x		X	2767	test	no camu camu		x	X	
1368	train	no camu camu		x		X	2768	test	no camu camu		x		X

1369	train	no camu camu		x		X	2769	test	no camu camu		x		X
1370	train	no camu camu		x		X	2770	test	no camu camu		x		X
1371	train	no camu camu		x		X	2771	test	no camu camu		x		X
1372	train	no camu camu		x		X	2772	test	no camu camu		x		X
1373	train	no camu camu		x		X	2773	test	no camu camu		x		X
1374	train	no camu camu		x		X	2774	test	no camu camu		x		X
1375	train	no camu camu		x		X	2775	test	no camu camu		x		X
1376	train	no camu camu		x		X	2776	test	no camu camu		x		X
1377	train	no camu camu		x		X	2777	test	no camu camu		x		X
1378	train	no camu camu		x		X	2778	test	no camu camu		x		X
1379	train	no camu camu		x		X	2779	test	no camu camu		x		X
1380	train	no camu camu		x		X	2780	test	no camu camu		x		X
1381	train	no camu camu		x		X	2781	test	no camu camu		x		X
1382	train	no camu camu		x		X	2782	test	no camu camu		x		X
1383	train	no camu camu		x		X	2783	test	no camu camu		x		X
1384	train	no camu camu		x		X	2784	test	no camu camu		x		X
1385	train	no camu camu		x		X	2785	test	no camu camu		x		X
1386	train	no camu camu		x		X	2786	test	no camu camu		x		X
1387	train	no camu camu		x		X	2787	test	no camu camu		x		X
1388	train	no camu camu		x		X	2788	test	no camu camu		x		X
1389	train	no camu camu		x		X	2789	test	no camu camu		x		X
1390	train	no camu camu		x		X	2790	test	no camu camu		x	X	
1391	train	no camu camu		x		X	2791	test	no camu camu		x		X
1392	train	no camu camu		x		X	2792	test	no camu camu		x		X
1393	train	no camu camu		x		X	2793	test	no camu camu		x		X
1394	train	no camu camu		x		X	2794	test	no camu camu		x		X
1395	train	no camu camu		x		X	2795	test	no camu camu		x		X
1396	train	no camu camu		x		X	2796	test	no camu camu		x		X
1397	train	no camu camu		x		X	2797	test	no camu camu		x		X
1398	train	no camu camu		x		X	2798	test	no camu camu		x		X
1399	train	no camu camu		x		X	2799	test	no camu camu		x		X
1400	train	no camu camu		x		X	2800	test	no camu camu		x		X

**Anexo N°07: Formato de Observación N°05**

<b>Especificidad y Sensibilidad</b>
<b>Observador:</b> .....
<b>Indicación:</b> Señor especialista, complete los siguientes cuadros, según los resultados obtenidos del Formato de Observación N°3.

**Train**

Imágenes	Total	Reconocidas como imágenes de Camu Camu	No reconocidas como Camu Camu	Indice de Sensibilidad	Indice de Especificidad
Imágenes de Camu Camu (validadas por botánico)	840				
Imágenes de hojas diferentes del Camu Camu	840				
Total	1680				

**Indice de Sensibilidad**

- **Excelente = 100% (840)**
- **Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 672-831)**
- **No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 672)**

**Indice de Especificidad**

- **Excelente = 100% (840)**
- **Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 672-831)**
- **No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 672)**

**Validation**

Imágenes	Total	Reconocidas como imágenes de Camu Camu	No reconocidas como Camu Camu	Indice de Sensibilidad	Indice de Especificidad
Imágenes de Camu Camu (validadas por botánico)	280				
Imágenes de hojas diferentes del Camu Camu	280				
Total	560				

### Indice de Sensibilidad

- **Excelente = 100% (280)**
- **Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 244-277)**
- **No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 277)**

### Indice de Especificidad

- **Excelente = 100% (280)**
- **Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 244-277)**
- **No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 277)**

### Test

Imágenes	Total	Reconocidas como imágenes de Camu Camu	No reconocidas como Camu Camu	Indice de Sensibilidad	Indice de Especificidad
Imágenes de Camu Camu (validadas por botánico)	280				
Imágenes de hojas diferentes del Camu Camu	280				
Total	560				

### Indice de Sensibilidad

- **Excelente = 100% (280)**
- **Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 244-277)**
- **No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 277)**

### Indice de Especificidad

- **Excelente = 100% (280)**
- **Aceptable= Entre 80%-99% (Entre 244-277)**
- **No Aceptable= Menor de 80% (Menor de 277)**

### Resumen - General

Indices	Entrenamiento	Validación	Prueba de Uso	Total
Sensibilidad (%)				
Especificidad (%)				

\*Se evalúa sobre 2800 muestras

## **Anexo N°08. Formato de Validez y Confiabilidad de Instrumento**

### **CARTA DE PRESENTACIÓN**

Señor(a)(ita):

.....

#### **Presente**

Asunto: VALIDACIÓN DE INSTRUMENTOS A TRAVÉS DE JUICIO DE EXPERTO.

Nos es muy grato comunicarnos con usted para expresarle nuestros saludos y así mismo, hacer de su conocimiento que, siendo estudiantes de post grado, de la Universidad Nacional de la Amazonia Peruana, requerimos validar los instrumentos con los cuales recogeremos la información necesaria para poder desarrollar nuestra investigación y con la cual optaremos el grado de Magister.

El título de nuestra investigación es: “APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA RECONOCIMIENTO DE LA ESPECIE CAMU CAMU (Myrciaria Dubia) A TRAVÉS DE REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES, EN IQUITOS PERÚ, DURANTE EL AÑO 2017” y siendo imprescindible contar con la aprobación de expertos especializados para poder aplicar los instrumentos en mención, he considerado conveniente recurrir a usted, ante su connotada experiencia en temas de Soluciones Informáticas, Especie Camu Camu, Redes Neuronales Convolutivas.

El expediente de validación, que le hacemos llegar contiene:

1. Anexo 1: Carta de presentación
2. Anexo 2: Matriz de operacionalización
3. Anexo 3: Definiciones conceptuales de las variables
4. Anexo 4: Certificado de validez de contenido de los instrumentos

Expresándole nuestros sentimientos de respeto y consideración nos despedimos de usted, no sin antes agradecerle por la atención que dispense a la presente.

Atentamente.

.....  
Firma  
Alejandro Reategui Pezo  
DNI

.....  
Firma  
Manuel Amadeo Velasco Meléndez  
DNI

**Anexo N°09. Validez del Instrumento de Investigación**  
**JUICIO DE EXPERTO**

APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA RECONOCIMIENTO DE LA  
 ESPECIE CAMU CAMU (Myrciaria Dubia) A TRAVÉS DE REDES  
 NEURONALES CONVOLUCIONALES, EN IQUITOS PERÚ, DURANTE  
 EL AÑO 2017

**Responsables:**            **Ing. Alejandro Reátegui Pezo.**  
                                       **Ing. Manuel Amadeo Velasco Meléndez**

**Nota: Para cada criterio considere la escala del 1 al 5.**

**1. Muy poco | 2. Poco | 3. Regular | 4. Aceptable | 5. Muy Aceptable**

<b>Indicación:</b> Luego de analizar el instrumento de investigación “ <b>Formato de observación: Registro de entrenamiento de Red Neuronal</b> ” con la matriz de consistencia de la presente, le solicitamos que, en base a su criterio y experiencia profesional, valide dicho instrumento para su aplicación			
Criterio de Validez	Puntuación	Argumento	Sugerencias/ Observaciones
Presentación y formalidad del instrumento			
Congruencia de ítem			
Intención y objetividad de medición y observación			
Contenido			
<b>TOTAL</b>			

**Puntaje:**

- De 18 a 20: Válido, Aplicar
- De 15 a 17: Válido, Mejorar
- De 12 a 14: No válido, Modificar
- De 4 a 11: No válido, Reformular

Apellidos y Nombres:		<hr style="border: 0; border-top: 1px solid black; margin: 0;"/> Firma
Grado Académico:		

**Anexo N°10. Validez del Instrumento de Investigación**  
**JUICIO DE EXPERTO**

APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA RECONOCIMIENTO DE LA  
 ESPECIE CAMU CAMU (Myrciaria Dubia) A TRAVÉS DE REDES  
 NEURONALES CONVOLUCIONALES, EN IQUITOS PERÚ, DURANTE  
 EL AÑO 2017

**Responsables:**            **Ing. Alejandro Reátegui Pezo.**  
                                      **Ing, Manuel Amadeo Velasco Meléndez**

**Nota: Para cada criterio considere la escala del 1 al 5.**

**1. Muy poco | 2. Poco | 3. Regular | 4. Aceptable | 5. Muy Aceptable**

<b>Indicación:</b> Luego de analizar el instrumento de investigación “ <b>Formato de observación: Funcionalidad del Software</b> ” con la matriz de consistencia de la presente, le solicitamos que, en base a su criterio y experiencia profesional, valide dicho instrumento para su aplicación			
Criterio de Validez	Puntuación	Argumento	Sugerencias/ Observaciones
Presentación y formalidad del instrumento			
Coungrencia de ítem			
Intención y objetividad de medición y observación			
Contenido			
<b>TOTAL</b>			

**Puntaje:**

- De 18 a 20: Válido, Aplicar
- De 15 a 17: Válido, Mejorar
- De 12 a 14: No válido, Modificar
- De 4 a 11: No válido, Reformular

Apellidos y Nombres:		<hr style="border: 0; border-top: 1px solid black; margin: 0;"/> Firma
Grado Académico:		



**Anexo N°11. Validez del Instrumento de Investigación**  
**JUICIO DE EXPERTO**

APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA RECONOCIMIENTO DE LA  
 ESPECIE CAMU CAMU (Myrciaria Dubia) A TRAVÉS DE REDES  
 NEURONALES CONVOLUCIONALES, EN IQUITOS PERÚ, DURANTE  
 EL AÑO 2017

**Responsables:**            **Ing. Alejandro Reátegui Pezo.**  
                                       **Ing. Manuel Amadeo Velasco Meléndez**

**Nota: Para cada criterio considere la escala del 1 al 5.**

**1. Muy poco | 2. Poco | 3. Regular | 4. Aceptable | 5. Muy Aceptable**

<b>Indicación:</b> Luego de analizar el instrumento de investigación “ <b>Formato de observación: Aceptación de la Capa de presentación del software</b> ” con la matriz de consistencia de la presente, le solicitamos que, en base a su criterio y experiencia profesional, valide dicho instrumento para su aplicación			
Criterio de Validez	Puntuación	Argumento	Sugerencias/ Observaciones
Presentación y formalidad del instrumento			
Coungrencia de ítem			
Intención y objetividad de medición y observación			
Contenido			
<b>TOTAL</b>			

**Puntaje:**

- De 18 a 20: Válido, Aplicar
- De 15 a 17: Válido, Mejorar
- De 12 a 14: No válido, Modificar
- De 4 a 11: No válido, Reformular

Apellidos y Nombres:		<hr style="border: 0; border-top: 1px solid black; margin: 0;"/> Firma
Grado Académico:		

**Anexo N°12. Validez del Instrumento de Investigación**  
**JUICIO DE EXPERTO**

APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA RECONOCIMIENTO DE LA  
 ESPECIE CAMU CAMU (Myrciaria Dubia) A TRAVÉS DE REDES  
 NEURONALES CONVOLUCIONALES, EN IQUITOS PERÚ, DURANTE  
 EL AÑO 2017

**Responsables:**            **Ing. Alejandro Reátegui Pezo.**  
                                       **Ing, Manuel Amadeo Velasco Meléndez**

**Nota: Para cada criterio considere la escala del 1 al 5.**

**1. Muy poco | 2. Poco | 3. Regular | 4. Aceptable | 5. Muy Aceptable**

<b>Indicación:</b> Luego de analizar el instrumento de investigación <b>“Formato de observación: Aplicación de O1 y O2 (Según 9.2.)”</b> con la matriz de consistencia de la presente, le solicitamos que, en base a su criterio y experiencia profesional, valide dicho instrumento para su aplicación		
Criterio de Validez	Puntuación	Sugerencias/ Observaciones
Presentación y formalidad del instrumento		
Coungruencia de ítem		
Intención y objetividad de medición y observación		
Contenido		
<b>TOTAL</b>		

**Puntaje:**

- De 18 a 20: Válido, Aplicar
- De 15 a 17: Válido, Mejorar
- De 12 a 14: No válido, Modificar
- De 4 a 11: No válido, Reformular

Apellidos y Nombres:		<hr style="border: 0; border-top: 1px solid black; margin: 0;"/> Firma
Grado Académico:		

## Anexo N°13. Validez del Instrumento de Investigación

### JUICIO DE EXPERTO

APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA RECONOCIMIENTO DE LA  
ESPECIE CAMU CAMU (Myrciaria Dubia) A TRAVÉS DE REDES  
NEURONALES CONVOLUCIONALES, EN IQUITOS PERÚ, DURANTE  
EL AÑO 2017

**Responsables:**            **Ing. Alejandro Reátegui Pezo.**  
                                  **Ing, Manuel Amadeo Velasco Meléndez**

**Nota:** Para cada criterio considere la escala del 1 al 5.

**1. Muy poco | 2. Poco | 3. Regular | 4. Aceptable | 5. Muy Aceptable**

<b>Indicación:</b> Luego de analizar el instrumento de investigación “ <b>Formato de observación: Especificidad y Sensibilidad</b> ” con la matriz de consistencia de la presente, le solicitamos que, en base a su criterio y experiencia profesional, valide dicho instrumento para su aplicación			
Criterio de Validez	Puntuación	Argumento	Sugerencias/ Observaciones
Presentación y formalidad del instrumento			
Coungrencia de ítem			
Intención y objetividad de medición y observación			
Contenido			
<b>TOTAL</b>			

#### Puntaje:

- De 18 a 20: Válido, Aplicar
- De 15 a 17: Válido, Mejorar
- De 12 a 14: No válido, Modificar
- De 4 a 11: No válido, Reformular

Apellidos y Nombres:		_____ Firma
Grado Académico:		

**ANEXO N° 14:**  
**DOCUMENTACION DE LA APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA**  
**RECONOCIMIENTO DE LA ESPECIE CAMU CAMU**

**I. INTRODUCCION**

El presente documento describe el desarrollo de la APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA RECONOCIMIENTO DE LA ESPECIE CAMU CAMU (*Myrciaria dubia*) A TRAVÉS DE REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES, el cual se realizó en dos fases, el entrenamiento de la red neuronal y el desarrollo de una aplicación web que hace uso del modelo de red neuronal entrenado.

En el entrenamiento de la red neuronal se utilizó como base el ejemplo desarrollado por [1], en la cual se recolecto 2800 imágenes de hojas de Camu Camu y otras especies no identificadas, se utilizó Python como lenguaje de programación dado a su amplia librerías que tiene de Deeplearning.

En el desarrollo de la aplicación web, se identificó 5 casos de uso la cual se convirtieron en historias de usuario según la Metodología XP [2], al ser una aplicación web pequeña se obviaron algunos pasos de la Metodología XP, y solo de detalle su funcionamiento interno. Esta aplicación web hace uso de un script en Python que ejecuta el modelo de la red neuronal entrenada. Para la construcción se utilizó PHP como lenguaje de programación y Apache 2 como servidor web.

Se espera que esta herramienta sirva para realizar procesos automatizados de reconocimiento de hojas de Camu Camu, que favorezcan los procesos de calidad de las plantas y frutos. Así como que apoye otras cadenas de valor relacionados a las especies de la flora amazónica.

## II. METODOLOGÍA

El desarrollo de la aplicación informática para reconocimiento de la especie Camu Camu (*Myrciaria dubia*) a través de redes neuronales convolucionales, tuvo dos fases:

**Primera fase:** Generación de la data y entrenamiento de la red neuronal.

Se recopiló las imágenes en campo con las herramientas de captura, se generó el dataset de acuerdo a como se planteó la arquitectura de la red neuronal, posterior a ello se realizó varios procesos de entrenamiento de la red neuronal para conseguir la mejor precisión.

Con el modelo entrenado que generó el proceso de entrenamiento, se realizó la evaluación o pruebas del modelo.

**Segunda fase:** Creación de aplicación web.

Con el modelo entrenado de la red neuronal, se diseñó una aplicación web que permitió reconocer mediante imágenes a la hoja de un Camu Camu, para ello se debe comunicar con el script en Python que ejecuta el modelo de la red neuronal.

El usuario final desde una interfaz web podrá subir imágenes y podrá visualizar el resultado del reconocimiento en otra interfaz web.

### **III. HERRAMIENTAS**

Las herramientas que se usaron para desarrollar la APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA RECONOCIMIENTO DE LA ESPECIE CAMU CAMU fueron las siguientes:

#### **3.1 Captura de datos y procesamiento de datos:**

- Cámara fotográfica profesional
- Smartphone con cámara de resolución 5mp
- Laptops
- Supercomputadora MANATI del IIAP [3]

#### **3.2. Programación**

- Gestor de paquetes python “ANACONDA”
- Lenguaje de programación PYTHON 2.7
- Librerías de Red Neuronal KERAS
- Librería de matemática THEANO y dependencias
- Librería de visión artificial OpenCV
- Editor de código fuente Sublime Text
- Conexión remota a supercomputador Putty
- Herramienta para transferir archivos WinSCP

#### **3.3. Aplicación web**

- Servidor web Apache
- PHP lenguaje de programación para aplicaciones webs dinámicas.

## IV. ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL CONVOLUCIONAL

El entrenamiento de una red neuronal Convolutiva responde al siguiente flujo:

- **Entrada:** Consistió en N imágenes, cada una etiquetada con K diferentes clases (conjunto de entrenamiento) [4].
- **Aprendizaje:** Uso del conjunto de entrenamiento para aprender cómo se ve cada conjunto de clases (entrenamiento de un clasificador o modelo de aprendizaje) [4].
- **Evaluación:** Probar la calidad del clasificador al pedirle que prediga la etiqueta de un nuevo conjunto de imágenes que no había visto antes. Comparar las etiquetas verdaderas de estas imágenes con las que predijo el clasificador. La meta es que muchas de las predicciones sean iguales con las respuestas verdaderas [4].

### 4.1 Entrada

En el trabajo de investigación la entrada o datasets está compuesto por 2800 imágenes de dos clases diferentes (Camu-Camu y otras especies no identificadas), 1680 imágenes para el entrenamiento y 560 imágenes para validación.

La configuración del dataset es la siguiente:

```
data/  
  train/  
    camu-camu/  
      camu-camu001.jpg  
      camu-camu002.jpg  
      ...  
    no_camu_camu/  
      no_camu-camu001.jpg  
      no_camu-camu002.jpg  
      ...  
  validation/  
    camu-camu/  
      camu-camu5001.jpg  
      camu-camu5002.jpg  
      ...  
    no_camu_camu/  
      no_camu-camu5001.jpg  
      no_camu-camu5002.jpg
```

## 4.2 Aprendizaje

El aprendizaje está determinado por la estructura de la red neuronal, la cantidad de épocas y el tamaño de lote por época. Según [5] conforme se reduce el tamaño del lote, se mejora la exactitud en la clasificación, pero se incrementa el tiempo de entrenamiento.

Por lo que se tiene la siguiente configuración de la red neural:

### **Parámetros de programación de la red neuronal**

- Configuración de ruta de data entrenamiento y validación
- Cantidad de conjunto de datos de entrenamiento: 1680
- Cantidad de conjunto de datos de validación: 560
- Cantidad de épocas: 50
- Tamaño de lote por épocas: 16
- Tamaño de compresión de la imagen para entrenamiento 224x224.
- Cantidad de capas ocultas: 7
- Tipo de clasificación: binaria

**Estructura de red neuronal:** La estructura de la red neural se basó en el Tutorial “modelos de clasificación de imágenes usando muy pocos datos” [1].

- Conv2D(32,(3,3)), capa Convolutacional con 32 filtros de 3x3
- MaxPooling2D(2,2), capa max pooling de 2x2
- Conv2D(32,(3,3)), capa Convolutacional con 32 filtros de 3x3
- MaxPooling2D(2,2), capa max pooling de 2x2
- Conv2D(64,(3,3)), capa Convolutacional con 64 filtros de 3x3
- MaxPooling2D(2,2), capa max pooling de 2x2
- Dense(64), capa completamente conectada con 64 neuronas
- Dense(1), capa salida completamente conectada con 1 neurona



### Código fuente de entrenamiento.

```
##Carga de librerías
from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D
from keras.layers import Activation, Dropout, Flatten, Dense
from keras import backend as K
from time import time

import matplotlib
matplotlib.use('TkAgg')
import matplotlib.pyplot as plt

tiempo_inicial = time()

# dimensiones de las imágenes
img_width, img_height = 224, 224

train_data_dir = 'data/train'
validation_data_dir = 'data/validation'
nb_train_samples = 1680
nb_validation_samples = 560
epochs = 50
batch_size = 16 ##16

if K.image_data_format() == 'channels_first':
    input_shape = (3, img_width, img_height)
else:
    input_shape = (img_width, img_height, 3)

model = Sequential()
model.add(Conv2D(32, (3, 3), input_shape=input_shape))
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))

model.add(Conv2D(32, (3, 3)))
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))

model.add(Conv2D(64, (3, 3)))
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))

model.add(Flatten())
model.add(Dense(64))
model.add(Activation('relu'))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(1))
model.add(Activation('sigmoid'))
```

```

##compila el modelo con las configuraciones para un modelo binari clase
model.compile(optimizer='rmsprop',
              loss='binary_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])

# Esta es la configuración de aumento que vamos a utilizar para la formación
# lo que hacen cambiar las posiciones de las imágenes y voltear
aleatoriamente imágenes
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1. / 255,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True)

train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    train_data_dir,
    target_size=(img_width, img_height),
    batch_size=batch_size,
    class_mode='binary')

# Esta es la configuración de aumento que vamos a utilizar para la prueba:
# solamente reescalado
test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1. / 255)
validation_generator = test_datagen.flow_from_directory(
    validation_data_dir,
    target_size=(img_width, img_height),
    batch_size=batch_size,
    class_mode='binary')

history=model.fit_generator(
    train_generator,
    steps_per_epoch=nb_train_samples // batch_size,
    epochs=epochs,
    validation_data=validation_generator,
    validation_steps=nb_validation_ samples // batch_size)

model.save_weights('weights_hojas_v0_250.h5')
model.save('model_hojas_v0_225.h5')

tiempo_final = time()
tiempo_ejecucion = tiempo_final - tiempo_inicial
print tiempo_ejecucion

# list all data in history
print(history.history.keys())
# summarize history for accuracy
plt.plot(history.history['acc'])
plt.plot(history.history['val_acc'])
plt.title('model accuracy')
plt.ylabel('accuracy')
plt.xlabel('epoch')
plt.legend(['train', 'test'], loc='upper left')
plt.savefig('Curva_aprendizaje_acc_v.0_250..png')

```

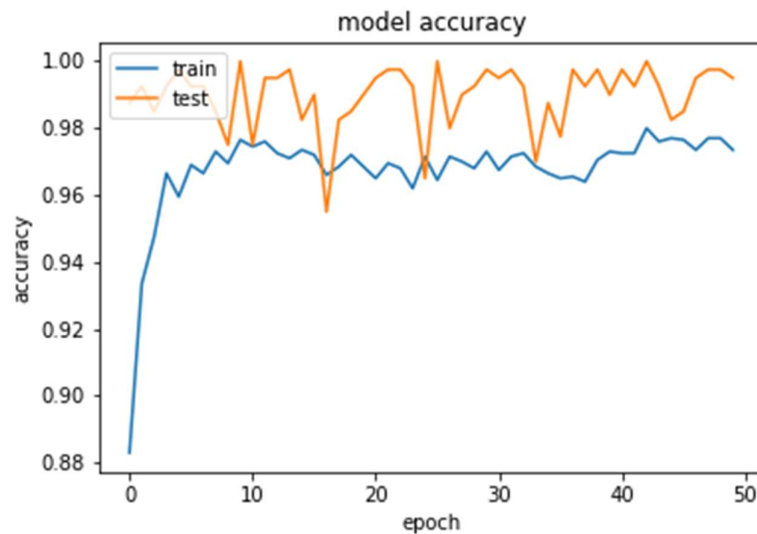
```

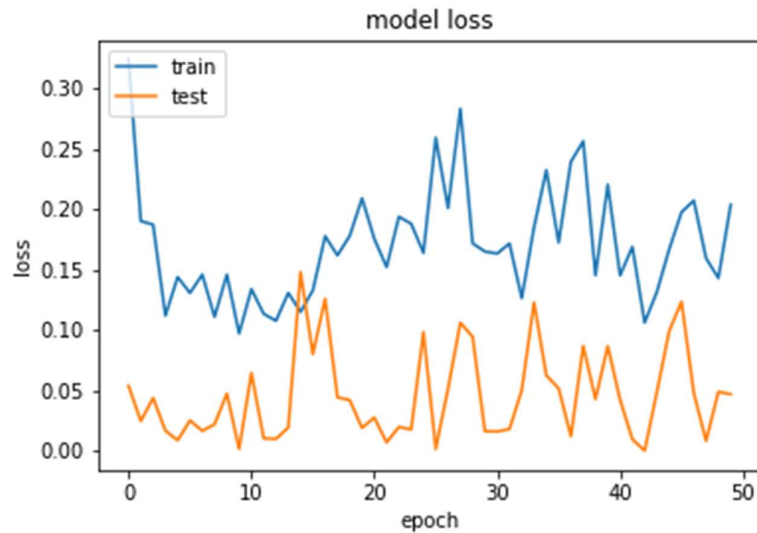
plt.show()
# summarize history for loss
plt.clf() #limpiar axis
plt.clf()#limpoar imagen
plt.plot(history.history['loss'])
plt.plot(history.history['val_loss'])
plt.title('model loss')
plt.ylabel('loss')
plt.xlabel('epoch')
plt.legend(['train', 'test'], loc='upper left')
plt.savefig('Curva_aprendizaje_loss_v.0_250..png')

```

### Resultados de aprendizaje

Con una arquitectura de 8 capas y con 50 épocas de entrenamiento se logró llegar a una presión de reconocimiento del 98% siendo significativo para poder identificar si una hoja es Camu Camu o no, como se observa en los siguientes gráficos de predicción (accuracy) y la incertidumbre de precisión (loss) por cada época entrenada: el objetivo es que el modelo accuracy se aproxime a uno y el modelo loss se aproxime a 0.





Con lo cual se tiene un modelo de red neuronal artificial Convolutiva entrenada para identificar si una hoja es de Camu Camu o no. Esto servirá para el desarrollo de la aplicación web lo cual se describe en la sección VI.

### Tiempos de Entrenamiento de la Red Neuronal

En esta sección haremos una comparación del entrenamiento de la red neuronal con la arquitectura mencionada en líneas arriba entre una laptop, workstation y una supercomputadora. Cabe mencionar que solo se mostrara la diferencia de rendimiento en el entrenamiento de la red neuronal, teniendo toda la misma precisión en el modelo de la red entrenada, pero con diferencia en el tiempo de entrenamiento.

#### 1. LAPTOP: CORE I7, 12 GB RAM

Se corrió el entrenamiento en CPU y GPU mostrando los siguientes resultados:

Tipo procesador	Tiempo Proceso	%Procesador
CPU Intel I7-75000u	193.8 minutos	50%
GPU Nvidia Geforce GTX 950M	67.3 minutos	99%

## 2. WorkStation: Xeon E16, 128 GB RAM

Se corrió el entrenamiento en CPU y GPU mostrando los siguientes resultados:

Tipo procesador	Tiempo Proceso	%Procesador
CPU Intel Xeon E16	172.56 minutos	49%
GPU Nvidia Quadro M4000	45.31 minutos	99%

## 3. Supercomputadora: Nodo de procesamiento Xeon E26, 64 GB RAM

Se corrió el entrenamiento en CPU y GPU mostrando los siguientes resultados:

Tipo procesador	Tiempo Proceso	%Procesador
Nodo CPU Intel Xeon E26	156.02 minutos	93%
Nodo GPU Nvidia Tesla k80	73.16 minutos	99%

Nodo tarjeta GPU Nvidia Tesla k80, está compuesta por dos tarjetas k40, el entrenamiento solo se desarrolló utilizando solo una de ellas.

### 4.3. Evaluación o pruebas.

Previo a este proceso, las imágenes fueron comprobadas por un experto botánico. Se utilizaron 560 imágenes adicionales para realizar el proceso de evaluación con la red neural entrenada.

El proceso de evaluación consistió en probar imagen por imagen si la red neuronal entrenada logra reconocer la imagen de entrada, los resultados en este proceso, se logró acertar a 520 imágenes que representa el 93% de precisión.

Para lo cual se utilizó el siguiente script que utiliza el modelo de la red neuronal entrenada:

```

from keras.models import load_model
from keras import backend as K

from keras.preprocessing.image import img_to_array, load_img
import numpy as np
import cv2
import sys
import os

import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")

# user defined function to change keras backend
def set_keras_backend(backend):
    if K.backend() != backend:
        os.environ['KERAS_BACKEND'] = backend
        reload(K)
        assert K.backend() == backend

# call the function with "theano"
set_keras_backend("theano")

from datetime import datetime

img_dir = sys.argv[1]
img_name = sys.argv[2]

inicio=datetime.now()
# dimensiones de las imagenes
dir_image =img_dir

test_model = load_model('python/model_hojas_v1.1.h5')
img = load_img(dir_image,False,target_size=(250,250))
x = img_to_array(img)
x = np.expand_dims(x, axis=0)

preds = test_model.predict_classes(x)
probs = test_model.predict_proba(x)

label = 'No identificado';
if preds == 0:
    label = 'camu-camu'
if preds == 1:
    label = 'no_camu-camu'

orig = cv2.imread(dir_image)
cv2.putText(orig, "Objeto: {}".format(label),
            (10, 30), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.8, (0, 0, 255), 2)

```

```
fin=datetime.now()
tiempo=fin-inicio
tiempo_segundo=tiempo.seconds
print("Tiempo proceso",tiempo_segundo," s")

cv2.imwrite('files/prox_'+label+"__"+img_name,orig)

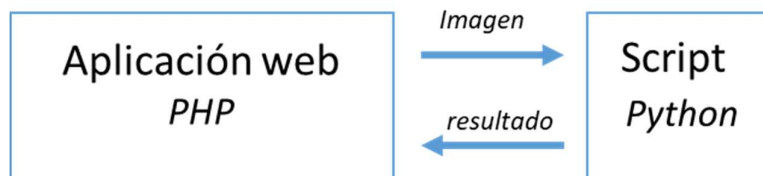
try:
    os.remove("files/"+img_name)
except: pass

print "#ok#" + label
```

## V. APLICACIÓN INFORMÁTICA

La aplicación informática está compuesta por dos componentes, aplicación web (php) y el script de la red neural (Python).

La aplicación web hace un llamado al script de la red neuronal pasando los datos de la imagen, el script devuelve los datos de reconocimiento y la aplicación web muestra los resultados, como se observa en la siguiente figura:



En base a esto se describe el modelado UML de los casos de uso. Capa lógica y la capa de presentación que componen la aplicación informática.

### 5.1. Modelado.

En el modelado de la aplicación informática se logró identificar 5 casos de uso, los cuales describimos a continuación mediante las historias de usuario que ofrece (XP).

#### Historia 1

HISTORIA DE USUARIO	
<b>Número: 1</b>	<b>Usuario:</b> Productor maderero, Guardabosques, Funcionario Botánico, SERFOR
<b>Nombre de Historia:</b> Consultar reconocimiento de especie de Camu-Camu	
<b>Prioridad en Negocio:</b> Alto	<b>Riesgo en Desarrollo:</b> Medio
<b>Iteración asignada:</b> 2	
<b>Programador Responsable:</b> Manuel Amadeo Velasco Meléndez	
<b>Descripción:</b> El usuario al entrar en la interfaz web, selecciona el botón seleccionar archivo (imagen) y luego selecciona el botón procesar, la aplicación web sube y guarda la imagen, se conecta con el script de la red neuronal y devuelve los datos de procesamiento, la aplicación web recibe los datos y muestra los resultados en otra interfaz web.	
<b>Observaciones:</b> Ninguna	



### Historia 2

<b>HISTORIA DE USUARIO</b>	
<b>Número: 2</b>	<b>Usuario:</b> Productor maderero, Guardabosques, Funcionario Botánico, SERFOR
<b>Nombre de Historia: Subir imagen</b>	
<b>Prioridad en Negocio: Alto</b>	<b>Riesgo en Desarrollo: Medio</b>
<b>Iteración asignada: 1</b>	
<b>Programador Responsable:</b> Manuel Amadeo Velasco Meléndez	
<b>Descripción:</b> La aplicación web al recibir la opción de procesar, guarda la imagen en el servidor en una carpeta llamada files.	
<b>Observaciones:</b> El nombre del archivo no debe tener espacios en blanco	

### Historia 3

<b>HISTORIA DE USUARIO</b>	
<b>Número: 3</b>	<b>Usuario:</b> Productor maderero, Guardabosques, Funcionario Botánico, SERFOR
<b>Nombre de Historia: Procesar imagen</b>	
<b>Prioridad en Negocio: Alto</b>	<b>Riesgo en Desarrollo: Medio</b>
<b>Iteración asignada: 1</b>	
<b>Programador Responsable:</b> Manuel Amadeo Velasco Meléndez	
<b>Descripción:</b> La aplicación web al recibir la opción de procesar y con la imagen guardada en el servidor, hace el llamado al script de la red neuronal pasando la ruta completa de la imagen. El script de la red neuronal recibe los datos, ejecuta el modelo entrenado, con los datos de reconocimiento generados por el modelo, el script crea una nueva imagen con la etiqueta del resultado y devuelve a la aplicación web los datos de resultado. (Tiempo de procesamiento, estado y resultado del reconocimiento)	
<b>Observaciones:</b> Ninguna	

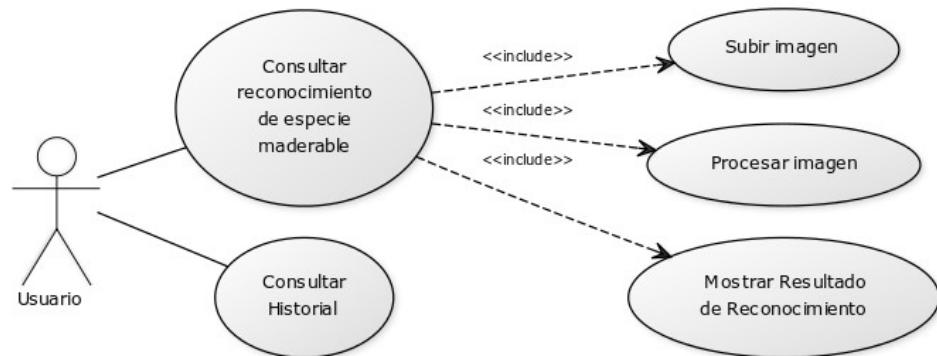
#### Historia 4

<b>HISTORIA DE USUARIO</b>	
<b>Número: 4</b>	<b>Usuario:</b> Productor maderero, Guardabosques, Funcionario Botánico, SERFOR
<b>Nombre de Historia: Mostrar resultados de reconocimiento</b>	
<b>Prioridad en Negocio: Alto</b>	<b>Riesgo en Desarrollo: Medio</b>
<b>Iteración asignada: 1</b>	
<b>Programador Responsable:</b> Manuel Amadeo Velasco Meléndez	
<b>Descripción:</b> Cuando el script de la red neuronal envía los datos del reconocimiento, la aplicación web en una nueva interfaz muestra los resultados con los siguientes datos: Nombre objeto (Camu Camu o no identificado), datos científicos del Camu Camu en caso de reconocer si es Camu Camu y la imagen procesada con la etiqueta del reconocimiento.	
<b>Observaciones:</b> Ninguna	

#### Historia 5

<b>HISTORIA DE USUARIO</b>	
<b>Número: 5</b>	<b>Usuario:</b> Productor maderero, Guardabosques, Funcionario Botánico, SERFOR
<b>Nombre de Historia: Consultar Historial</b>	
<b>Prioridad en Negocio: Alto</b>	<b>Riesgo en Desarrollo: Medio</b>
<b>Iteración asignada: 1</b>	
<b>Programador Responsable:</b> Manuel Amadeo Velasco Meléndez	
<b>Descripción:</b> El usuario al seleccionar la opción historial, la aplicación web mostrará el historial de procesamientos realizados, mostrando las imágenes con las etiquetas de Camu Camu o no Camu Camu.	
<b>Observaciones:</b> Ninguna	

A continuación, se visualiza el modelado general de la aplicación web.



## 5.2. Interfaces

Las interfaces de la aplicación web se relacionan con las historias de usuario como se muestra en la siguiente interfaz.

Historia	Nombre	Interfaz web
1	Consultar reconocimiento de especie Camu Camu	Página principal
2	Subir Imagen	Página principal
3	Procesar imagen	Resultados
4	Mostrar resultados de reconocimiento	Resultados
5	Consultar historial	Historial

### Interfaz web: Página Principal.



## Interfaz web: Resultados.

INICIO  
HISTORIAL  
ABOUT

### Resultado de Reconocimiento

Se logró identificar el objeto...

Nombre científico: Myrcaria dubia  
Familia: Myrtaceae  
Categoría: Especie  
Clasificación superior: Myrtales  
Especie: Myrcaria dubia (Kunth) Melvaugh  
División: Magnoliophyta

Objeto: comu-comu

Nuevo procesamiento...

© 2017 Redigo & Verano  
Diseñado por vitorcal

## Interfaz web: Historial.

INICIO  
HISTORIAL  
ABOUT

### Resultado de Reconocimiento

Se logró identificar el objeto...

Nombre científico: Myrcaria dubia  
Familia: Myrtaceae  
Categoría: Especie  
Clasificación superior: Myrtales  
Especie: Myrcaria dubia (Kunth) Melvaugh  
División: Magnoliophyta

Objeto: comu-comu

Nuevo procesamiento...

© 2017 Redigo & Verano  
Diseñado por vitorcal

## VI. CONCLUSIONES

- En el proceso de entrenamiento de la red neuronal Convolutiva se logró generar un modelo y arquitectura de red que permite una presión del 98%.
- En la evaluación de la red neuronal se logró comprobar que el modelo entrenado mantiene un porcentaje considerable de presión del 93% bajando solo 5 puntos en relación al resultado de entrenamiento.
- Se logró implementar la aplicación web en PHP que utiliza el modelo entrenado mediante un script en Python.
- Se identificaron 5 historias de usuario o casos de uso en la aplicación web.
- Solo se describe de manera general la arquitectura de la aplicación web al no ser muy compleja.

## VII. BIBLIOGRAFIA

- [1] F. Chollet, «Building powerful image classification models using very little data,» [En línea]. Available: <https://blog.keras.io/building-powerful-image-classification-models-using-very-little-data.html>.
- [2] J. Joskowicz, «REGLAS Y PRÁCTICAS EN EXTRME PROGRAMMING,» *MANITOBA*, 2005.
- [3] IIAP, «de Alto Rendimiento Centro Computacional de la Amazonía Peruana,» [En línea]. Available: <http://iiap.org.pe/web/carcap.aspx>.
- [4] Stanford, «CS231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition,» [En línea]. Available: <http://cs231n.github.io/classification/>.
- [5] R. Vizcaya, «Desempeño de una red neuronal convolucional para clasificación de señales de tránsito,» *Conference: Coloquio de Investigación Multidisciplinaria* , 2017.

**ANEXO N° 15**  
**MANUAL DE USUARIO DE LA APLICACIÓN INFORMÁTICA PARA**  
**RECONOCIMIENTO DE LA ESPECIE CAMU CAMU.**

**I. REQUISITOS:**

**1.1 Software:**

- i. Python v. 2.7
- ii. PHP v. min. 7
- iii. Apache v.2

*Nota: Se recomienda instalar Xampp que contiene PHP y Apache.*

*Para Python se recomienda instalar Anaconda v2*

**1.2. Librerías**

- iv. Keras para Python 2.7
- v. Theano para Python 2.7
- vi. OpenCV para Python 2.7

**1.3. Hardware**

- vii. Memoria RAM  $\geq$  2 Gb
- viii. Procesador  $\geq$  2 cores
- ix. Espacio en disco  $>$  100 mb

**II. MANUAL DE USUARIO**

**2.1. Iniciar Servicio WEB.**

Con los requisitos mínimos instalados se debe iniciar el servicio web apache y verificar que la aplicación web se encuentre en las carpetas del servicio web.

**2.2. Acceder a aplicación web.**

Acceder a dirección web del proyecto, para este ejemplo

[http://localhost:82/identificar\\_hoja/](http://localhost:82/identificar_hoja/)



### 2.3. Realizar reconocimiento de imagen.

En la página principal debe presionar el botón “Seleccionar un archivo” en la sección “Iniciar Reconocimiento”.

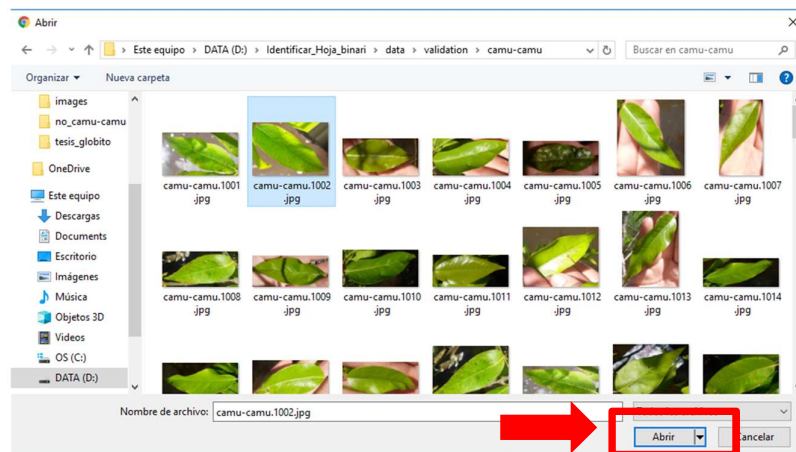
#### Iniciar Reconocimiento!

Seleccione una imagen para iniciar el reconocimiento

El nombre del archivo no debe tener espacios en blanco!..



Se mostrará una ventana donde debe seleccionar una imagen en formato JPG, y el nombre del archivo o imagen no debe tener espacio en blanco y presione el botón “Abrir”.





Posterior a ello en la caja de texto de “Seleccionar archivo” aparecerá el nombre de la imagen seleccionada y presione el botón “Procesar”.

## Iniciar Reconocimiento!

Seleccione una imagen para iniciar el reconocimiento

El nombre del archivo no debe tener espacios en blanco!..

Seleccionar archivo camu-camu.1002.jpg



Esperar unos 25 segundos aproximadamente a que realice el procesamiento y finalmente se muestra la siguiente interfaz donde se indica si logro identificar el objeto.



En caso que no se identificó el objeto se muestra la siguiente interfaz.

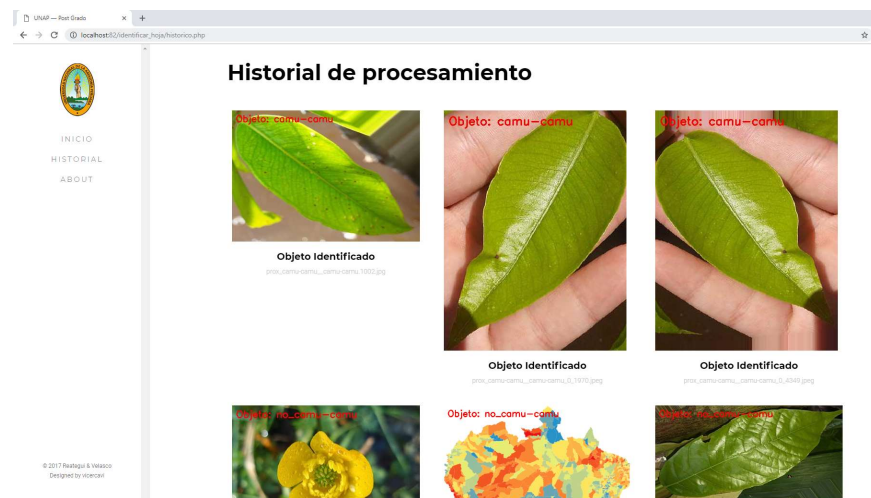


## 2.4. Ver Historial de procesamiento.

En el menú de navegación seleccionar la opción “Historial”



Se muestra la siguiente interfaz con los resultados de procesamiento realizados.



## 2.5. Acerca del proyecto

En el menú de navegación seleccionar la opción “About” y se mostrara la siguiente interfaz.



## ANEXO N° 16

### ALGORITMO DE LA RED NEURONAL CONVOLUCIONAL PROCESO DE UNA RED NEURONAL CONVOLUCIONAL

Las redes neuronales convolucionales son una categoría de redes neuronales que han demostrado ser muy efectivas en áreas como el reconocimiento y clasificación de imágenes. Las CNN han tenido éxito en la identificación de rostros, objetos y señales de tráfico, además de potenciar la visión en robots y autos que conducen.

Las CNN, por lo tanto, son una herramienta importante para la mayoría de los investigadores de aprendizaje automático de hoy. Sin embargo, comprender las CNN y aprender a usarlas por primera vez a veces puede ser una experiencia intimidante. El objetivo principal es desarrollar una comprensión de cómo funcionan las redes neuronales convolucionales en las imágenes.

#### 1.1. ASPECTOS BASICOS

**RED NEURONAL ARTIFICIAL:** Modelos que reproducen el aprendizaje del cerebro humano mediante la extracción de patrones y resolución de tramas muy complejos.

**MINERÍA DE DATOS:** Proceso de selección, exploración y modelización de grandes cantidades de datos; obteniendo estadística descriptiva para obtener estadística predictiva.

**CONVOLUCIÓN:** Operación matemática que combina dos señales para producir una tercera señal, permite obtener la señal de salida de un sistema a partir de la señal de entrada y la respuesta al impulso; permitiendo predecir la salida.

**PARÁMETROS:** Entradas.

**IMAGEN:** Representación visual de alguna cosa o situación (objeto de estudio).

**PROCESAMIENTO DE IMÁGENES:** Proceso (a partir de una imagen) de extracción de determinadas características o parámetros; o elaboración de nuevas imágenes como material de salida.

**NEURONA ARTIFICIAL:** Procesador elemental que procesa una o varias entradas para producir una respuesta o salida única.

**PESOS:** Son los valores que se les asigna a las entradas (números) que se modifican durante el entrenamiento de la red.

**ENTRENAMIENTO:** Proceso que modifica el valor de los pesos asociados a cada neurona con el fin de que la red a partir de unos datos presentados genere salidas y aprenda a identificar y mejorar su desempeño; resultando modelos o datos que servirán para validar y optimizar la red.

**VALIDACIÓN:** Proceso que permite verificar el proceso que realiza la red a partir del conjunto de datos que resulta del entrenamiento para mejorar aún más la red y evitar el overfitting (sobre entrenamiento).

**PIXEL:** Es la segmentación mínima de una imagen.

**CAPAS:** Unidades estructurales que contienen a las neuronas. Estas constituyen la red (entrada, oculta, salida) que sirven como filtros para reconocer patrones.

**FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN:** Define el comportamiento de las neuronas, calculando el nivel o estado de la neurona en función de las entradas.

**ÉPOCA:** Cantidad de veces que entrena la red, realizando el conjunto de interacciones establecidos.

**FILTRO:** Conjunto de datos o patrones establecidos en dimensiones dadas en la red para identificar patrones de una imagen.

**LOTE:** Conjunto de datos que se utiliza en cada proceso de una época.

**ERROR:** Inexactitud de la red de no poder reconocer una imagen.

**PÉRDIDA:** Porcentaje o probabilidad de la red del no poder detectar la imagen.

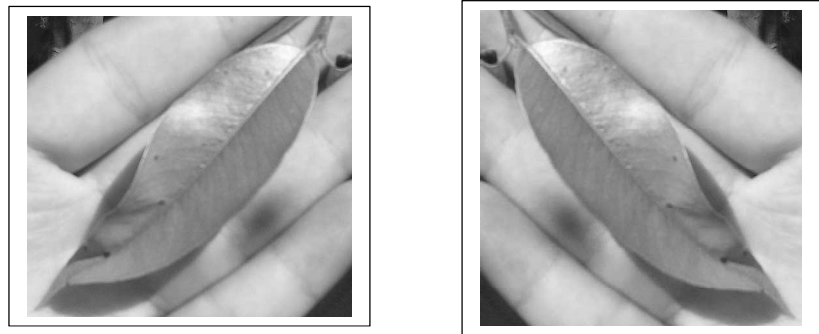
## 1.2. PREPROCESAMIENTO

Para aprovechar al máximo nuestros pocos ejemplos de entrenamiento, los "modificaremos" mediante varias transformaciones aleatorias (como voltear, girar zoom, etc.), para que nuestro modelo nunca vea el doble de la misma

imagen. Esto ayuda a evitar el sobreajuste y ayuda a que el modelo se generalice mejor.

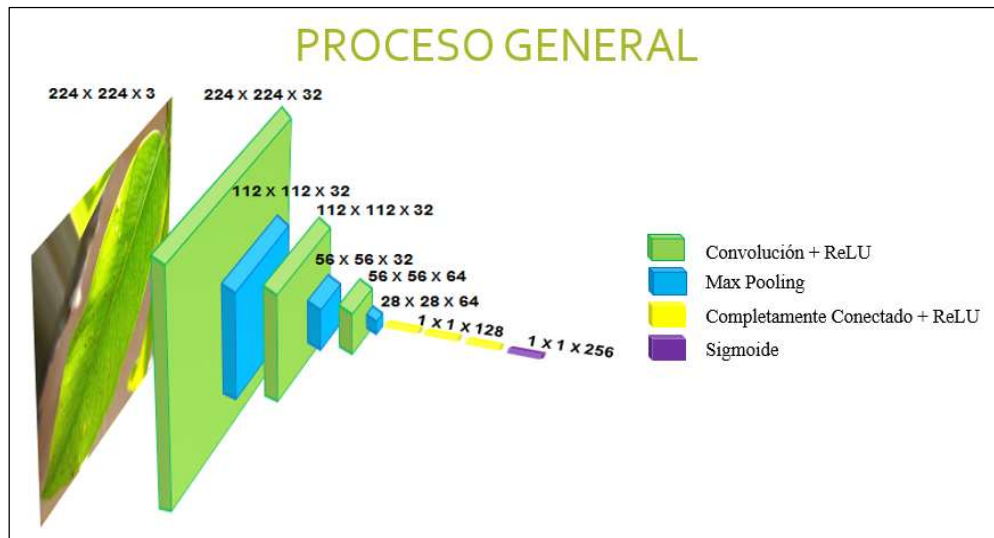
Además, la imagen RGB entrante se convertirá de una imagen de 3 canales, en un solo canal, de manera que sea más fácil de trabajar durante el proceso.

Nuestras imágenes originales consisten en coeficientes RGB con valores que varían de 0 -255, pero tales valores serían demasiado altos para que nuestros modelos los procesen (dada una tasa de aprendizaje típica), por lo que apuntamos valores entre 0 y 1 en lugar de escalar con un factor 1/255, lo cual se consigue cuando se lo convierte a imagen monocromática.



**FIGURA N° 1. Preprocesamiento: Convierte la imagen a color en monocromática**

### 1.3. PROCESO GENERAL

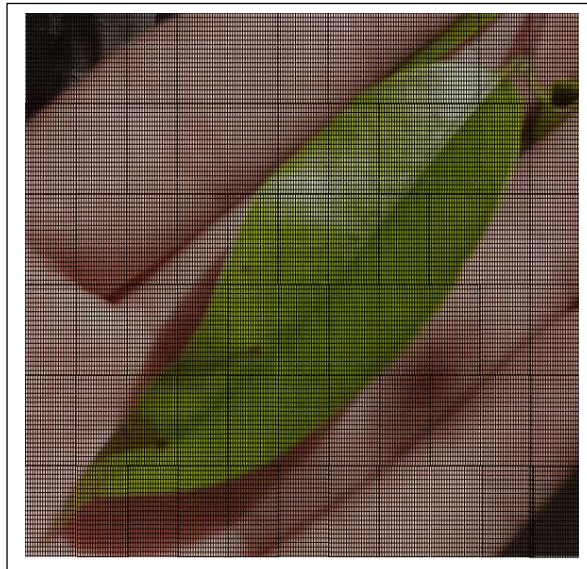


**FIGURA N° 2. Proceso General de la Red Neuronal Convolutiva**

#### 1.4. IMAGEN=MATRIZ DE VALORES DE PÍXELES

Esencialmente, cada imagen puede representarse como una matriz de valores de píxeles. Donde cada pixel tiene un valor.

Canal es un término convencional que se usa para referirse a cierto componente de una imagen. Por ejemplo, esta imagen es de una cámara digital estándar por lo que tendrá tres canales RGB (rojo, verde y azul), por lo que puede imaginarlos como tres matrices 2d apiladas una sobre la otra (una para cada color), cada una con valores de píxeles en la imagen. Con rango 0 a 255. En nuestro caso nuestras imágenes originales son sometidas a un pre procesamiento luego del cual son modificadas a blanco y negro, por lo que los valores que se utilizarán serán de 0 a 1.

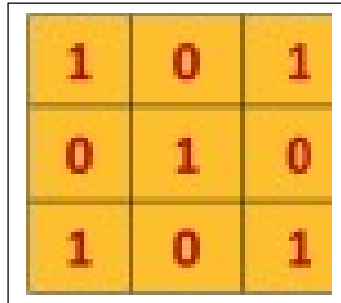


**FIGURA N° 3. Representación de un Imagen como matriz de valores de píxeles**

#### 1.5. CONVOLUCION

Las Redes Neuronales Convolucionales derivan su nombre del operador de "convolución". El propósito principal de la Convolución es extraer características de la imagen de entrada. La convolución preserva la relación espacial entre los píxeles al aprender las características de la imagen utilizando pequeños cuadrados de datos de entrada.

- Para este proceso se emplean Filtros también conocidos como Kernels, que, así como las imágenes con matrices de valores, los filtros que se aplican a la imagen también los son.
- Los Filtros pueden ser del tamaño de 3x3, 5x5, 7x7, y difícilmente aparecen de 11x11.
- Los filtros son importantes debido a que la Red Neuronal Convolutiva aprende de los valores de los filtros.



**FIGURA N° 4. Matriz de un Filtro**

**1.5.1. MATRICES DE VALORES DE FILTROS MAS USADOS**








Enfoque	Desenfoque	Realce de bordes	Repujado
$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$
Detección de bordes	Filtro de tipo Sobel	Filtro de tipo Sharpen	
$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$	
Filtro Norte	Filtro Este	Filtro de tipo Gauss	
$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 1 & 1 \\ 2 & 7 & 11 & 7 & 2 \\ 3 & 11 & 17 & 11 & 3 \\ 2 & 7 & 11 & 7 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	

**FIGURA N° 5. Matrices de Valores de filtros más usados**

Cada filtro que se aplica a la imagen tiene un conjunto de pesos que barren la imagen a través de un paso que puede ser 1 o 2 en este caso se eligió 1 porque cuando más pequeño sea el paso, mejor identificará patrones que

ayuden a aprender a nuestra red. En la imagen, por cada filtro se tendrá una diferente imagen de salida resaltando valores que se puede rescatar de la imagen como bordes, enfoque, textura, etc. cada salida formará parte del mapa de características que vendrá a ser la entrada para la siguiente convolución.

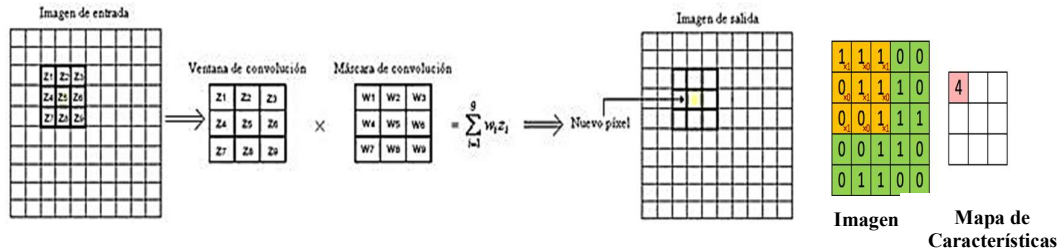
**TABLA N° 1. Filtro y tipo de Operación e imagen Convolucionada que se produce**

Operación	Filtro	Imagen Convolucionada
Identidad	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	
Detección de Borde	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	
	$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$	
	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$	
Afilar	$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$	
Cuadro Borroso (Normalizado)	$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$	
Desenfoco gaussiano (Aproximación)	$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	

Una vez que se tenga los filtros con sus respectivos pesos, el paso que realizará, la cantidad se elige de acuerdo a la estructura de la red, para esta red se emplean 32 filtros en la primera y segunda capa de convolución, y 64 filtros en la tercera capa de convolución. Cada filtro recorrerá la imagen, por cada paso de la convolución resultará un valor que resultará de la suma

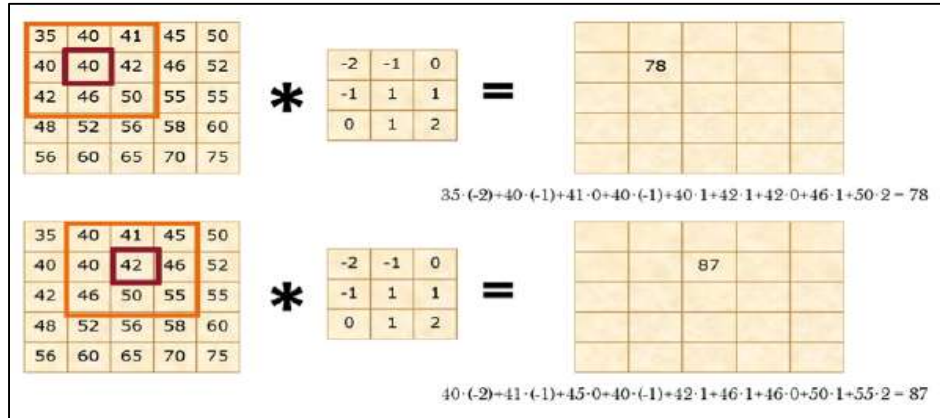


ponderada entre los valores de la entrada ( $z$ ) y los pesos ( $w$ ):  $\sum_{i=0}^n w_i z_i$ ; es decir los valores del filtro se multiplicarán por cada valor de la máscara en la cual se realiza el filtro a través del paso en toda la imagen, resultando un nuevo valor: un nuevo píxel y una nueva imagen.

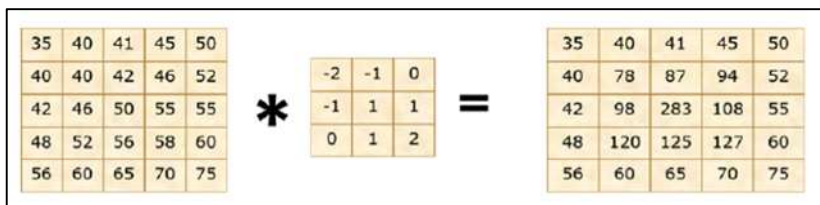


**FIGURA N° 6. Proceso de Convolución**

Las dos siguientes figuras muestran el proceso de convolución de una matriz dada por otra de orden 3x3. La Figura 7 recoge el resultado de la convolución correspondiente a las entradas A y B. La Figura 8 proporciona el resultado final de la convolución en donde a las entradas de la primera y última fila y primera y última columna se les ha asignado el valor original.

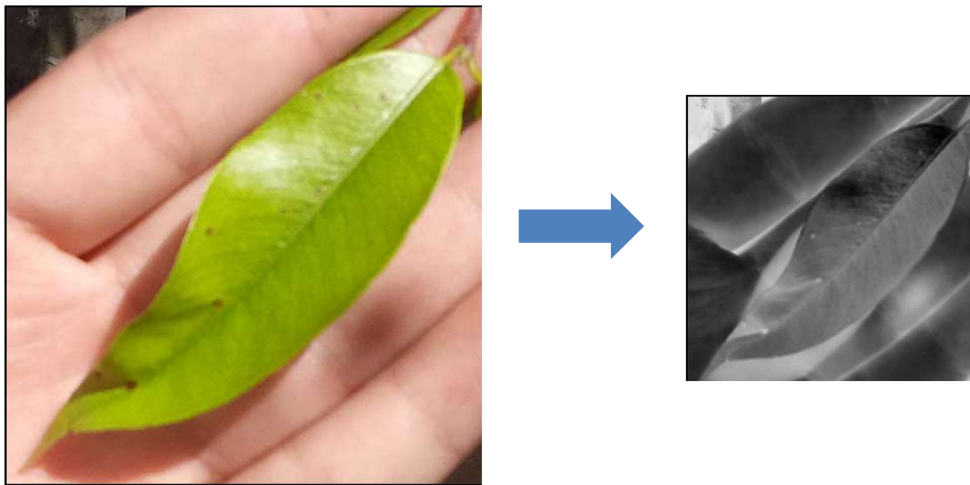


**FIGURA N° 7. Proceso de Convolución de una Matriz dada con una de orden 3x3**

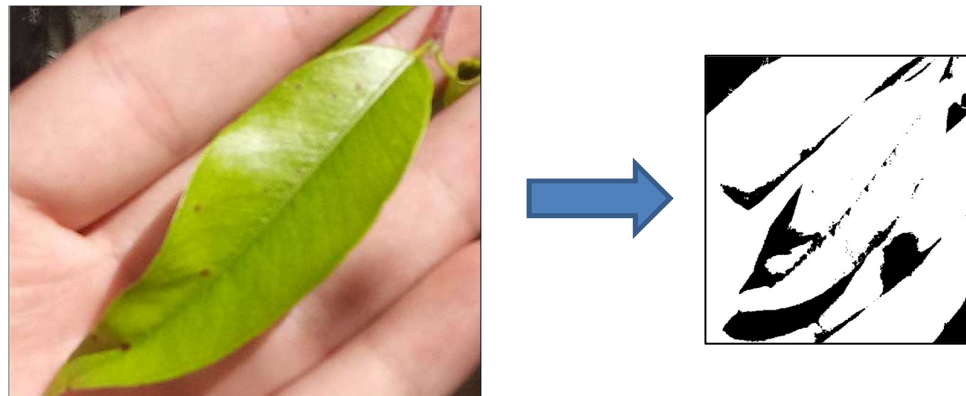


**FIGURA N° 8. Proceso de Convolución asignando valores a las entradas de la primera y última fila y primera y última columna.**

En el proceso de convolución, cada filtro saca un mapa de características, los cuales son valores matemáticos matriciales, entre la matriz de valores de pixeles de la imagen y los valores del filtro o Kernel, tal como se aprecia en la siguiente figura:



**FIGURA N° 9. Filtro de inversión de colores**



**FIGURA N° 10. Filtro de Realce de Bordos**

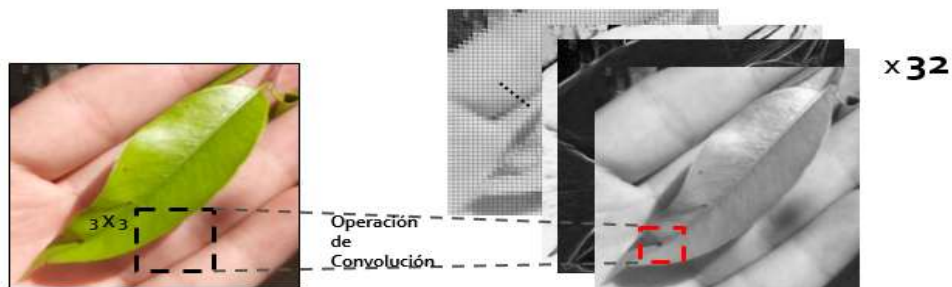
Un filtro de color azul se desliza sobre la imagen de entrada (operación de convolución) para producir un mapa de características. La convolución de otro filtro blanco y negro sobre la misma imagen proporciona un mapa de características diferente como se muestra. Es importante tener en cuenta que la operación de convolución captura las dependencias locales en la imagen original. También tenga en cuenta cómo estos dos filtros diferentes generan

diferentes mapas de características de la misma imagen original. Recuerde que la imagen y los dos filtros anteriores son solo matrices numéricas, como hemos explicado anteriormente.

En la práctica, una Red Neuronal Convolutiva aprende los valores de estos filtros por sí misma durante el proceso de entrenamiento (aunque todavía debemos especificar parámetros como el número de filtros, el tamaño del filtro, la arquitectura de la red, etc. antes del proceso de entrenamiento). Cuantos más filtros (y sobretodo más pequeño y con pasos pequeños) tengamos, más funciones de imagen se extraerán y mejor será nuestra red para reconocer patrones en imágenes invisibles.

El tamaño del mapa de características está controlado por tres parámetros que debemos decidir antes de que se realice el paso de convolución:

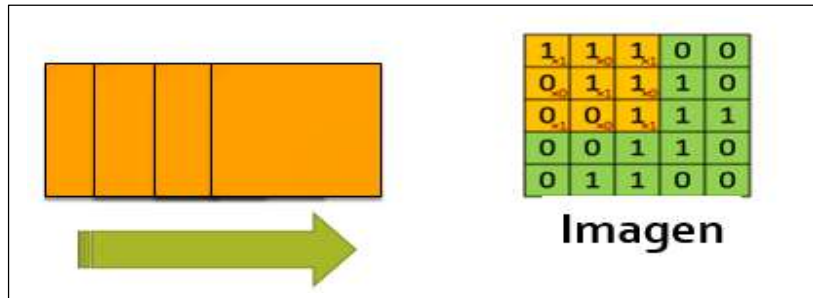
- Profundidad: la profundidad corresponde al número de filtros que usamos para la operación de convolución (transformación no lineal múltiple). En la red que se muestra en la Figura, estamos realizando la convolución de la imagen original de la hoja del Camu Camu utilizando 32 filtros distintos, produciendo así 32 mapas de características diferentes, como se muestra. Puede pensar en estos 32 mapas de características como matrices 2d apiladas, por lo tanto, la 'profundidad' del mapa de características sería 32.



**FIGURA N° 11. Profundidad de 32**

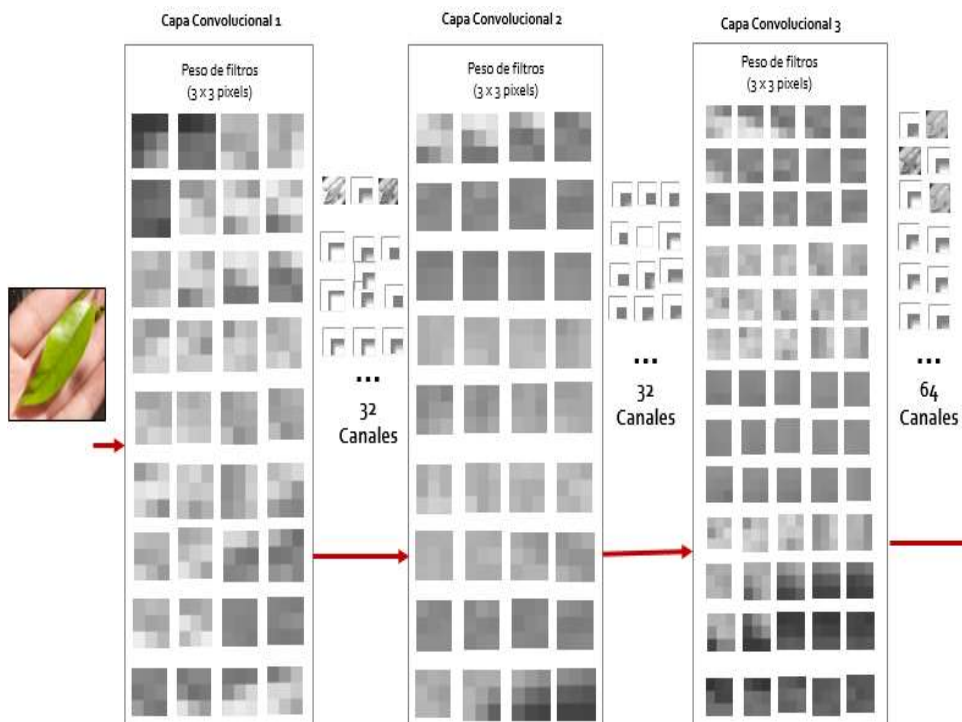
- Stride: Stride es el número de píxeles por los que deslizamos nuestra matriz de filtro sobre la matriz de entrada. Cuando la zancada es 1, movemos los filtros un píxel a la vez. Cuando la zancada es 2, los filtros

saltan 2 píxeles a la vez a medida que los deslizamos. Tener un paso más grande producirá mapas de características más pequeños. El filtro se desliza hasta recorrer toda la imagen.

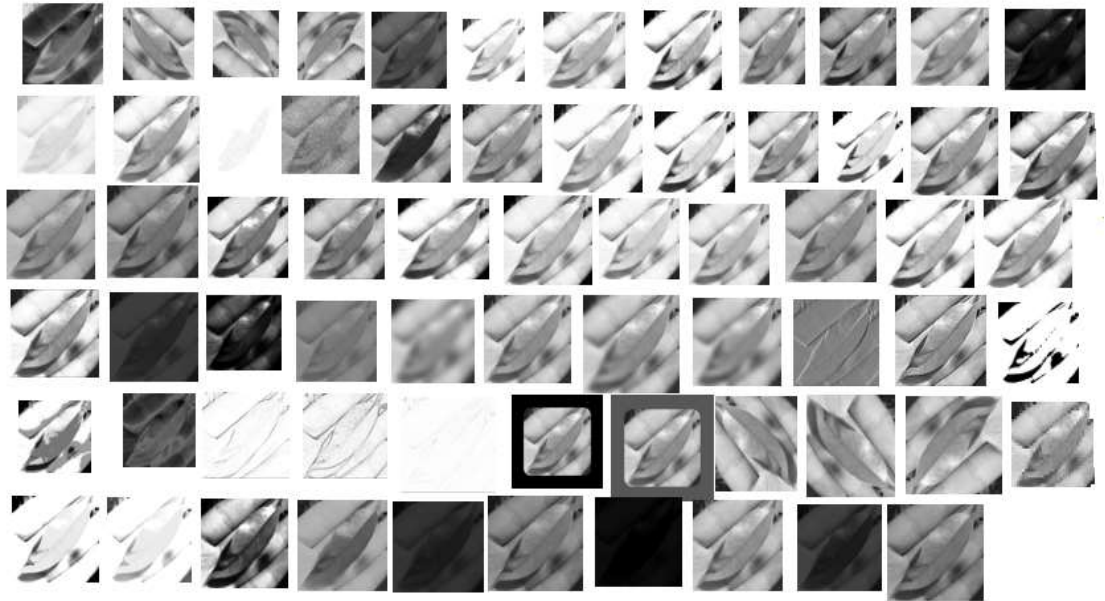


**FIGURA N° 12. Stride: Deslizamiento de números de Píxeles.**

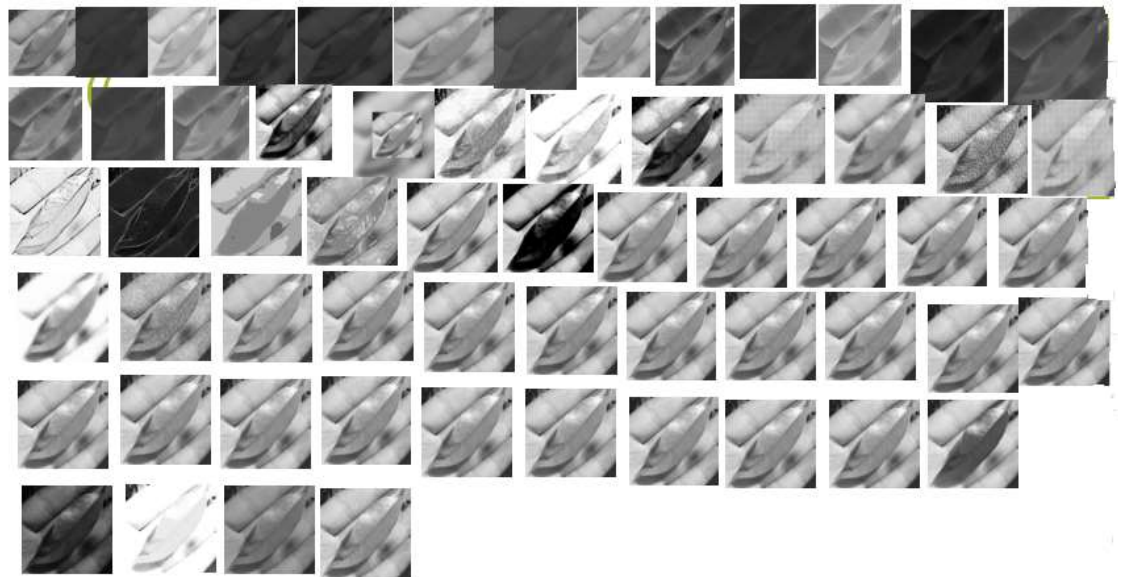
- Relleno con cero: a veces, es conveniente rellenar la matriz de entrada con ceros alrededor del borde, de modo que podamos aplicar el filtro a los elementos delimitadores de nuestra matriz de imagen de entrada. Una buena característica del relleno cero es que nos permite controlar el tamaño de los mapas de características. Agregar relleno cero también se denomina convolución amplia, y no usar relleno cero



**FIGURA N° 13. Proceso de Convolución en las Tres Capas de filtros convolucionales.**



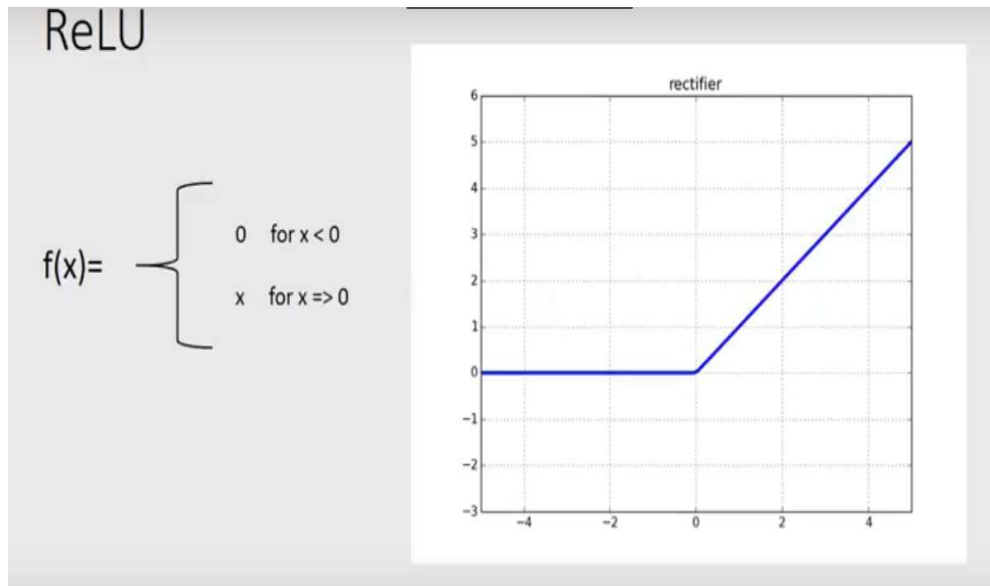
**FIGURA N° 14. Lista de Filtros aplicados a las imágenes durante el proceso de entrenamiento**



**FIGURA N° 15. Lista de Filtros aplicados a las imágenes durante el proceso de entrenamiento**

### 1.5.2. ReLU

Se ha usado una operación adicional llamada ReLU que se aplica después de cada operación de convolución en la Figura. ReLU significa Unidad lineal rectificadora y es una operación no lineal. Su salida viene dada por:

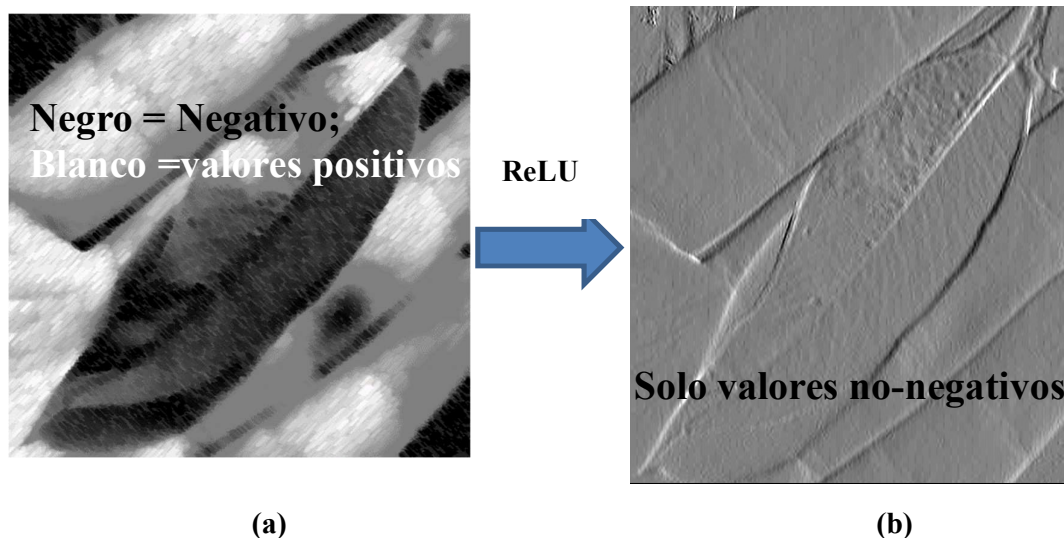


**FIGURA N° 16. Función y Gráfica ReLU**

Cuando se aplican los filtros a la imagen para obtener diferentes mapas de características, algunos de los valores de los filtros son negativos por lo que los mapas de características tienen valores de este tipo.

ReLU es una operación inteligente de elementos (aplicada por píxel) y reemplaza todos los valores de píxeles negativos en el mapa de características por cero.

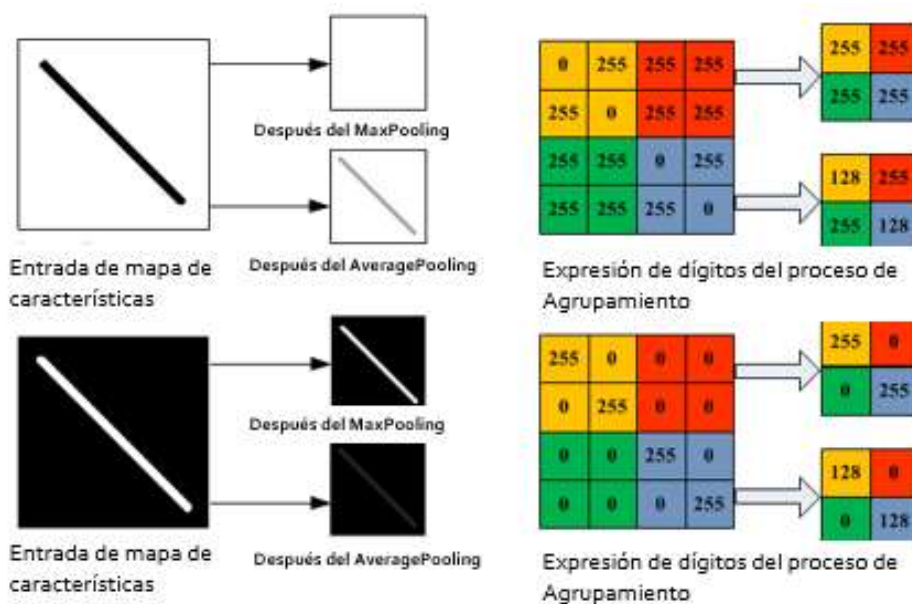
La operación ReLU se puede entender claramente en la siguiente figura a continuación. Muestra la operación ReLU aplicada a uno de los mapas de características obtenidos en la capa convolución. El mapa de características de salida aquí también se conoce como el mapa de características 'Rectificado'.



**FIGURA N° 17. Operación ReLU (a) Mapa de Característica de Entrada. (b) Mapa de Características Rectificado.**

### 1.5.3. AGRUPACIÓN

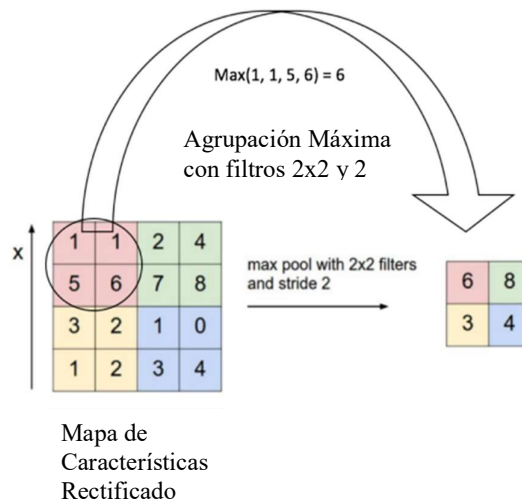
La agrupación espacial (también llamada submuestreo o muestreo descendente) reduce la dimensionalidad de cada mapa de características (cuando esta haya pasado o no por una operación ReLU), pero conserva la información más importante. La agrupación espacial puede ser de diferentes



**FIGURA N° 18. Agrupación**

En el caso de Max Pooling (la más utilizada en las redes neuronales convolucionales por su eficiencia), definimos una vecindad espacial (por ejemplo, una ventana de  $2 \times 2$  las más utilizada) y tomamos el elemento más grande del mapa de características rectificado dentro de esa ventana. En lugar de tomar el elemento más grande, también podríamos tomar el promedio (Agrupación promedio) o la suma de todos los elementos en esa ventana. En la práctica, se ha demostrado que Max Pooling funciona mejor.

La Figura muestra un ejemplo de la operación de Max Pooling en un mapa de Característica Rectificada (obtenido después de la operación de convolución + ReLU) mediante el uso de una ventana de  $2 \times 2$ .

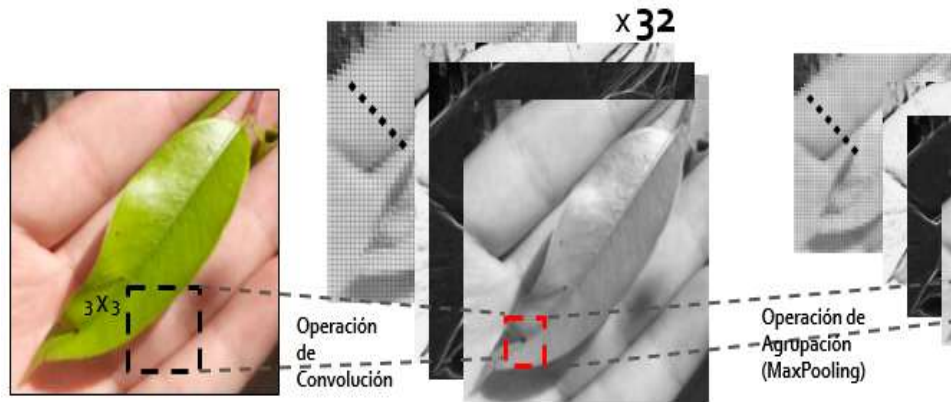


**FIGURA N° 19. Ejemplo de Max Pooling**

En el caso de nuestra red Convolutional deslizamos nuestra ventana  $2 \times 2$ , por 1 celda (también llamada 'zancada') y tomamos el valor máximo en cada región. Esto reduce la dimensionalidad de nuestro mapa de características ya rectificado.

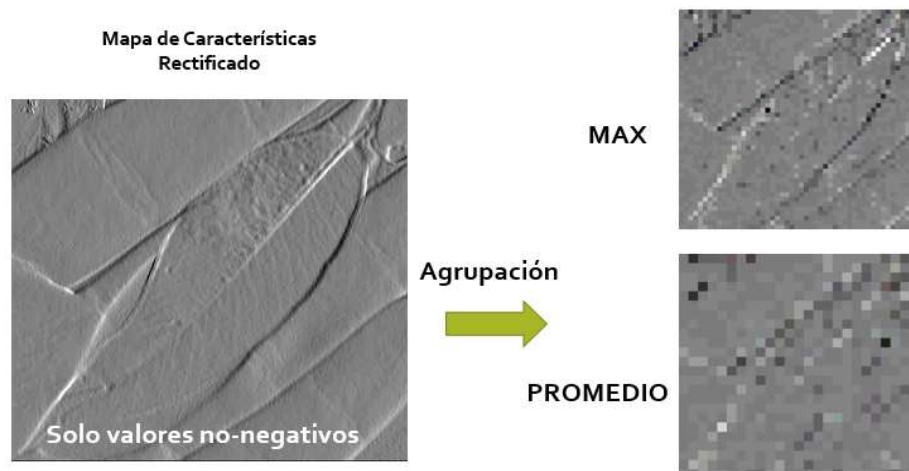
En la red la operación de agrupación se aplica por separado a cada mapa de características (observe que, debido a esto, obtenemos 32 mapas de salida de 32 mapas de entrada). Por lo que se puede afirmar que la capa de convolución aumenta la profundidad de la imagen de acuerdo a los filtros realizados, mientras que la agrupación reduce las dimensiones del mapa de características resultante después de cada Convolución + ReLU sin afectar la profundidad de las capas Convolucionadas del mapa de características que resulta.





**FIGURA N° 20. Proceso de Convolución y Max Pooling**

La Figura muestra el efecto de la agrupación en el Mapa de características rectificado que recibimos después de la operación ReLU.



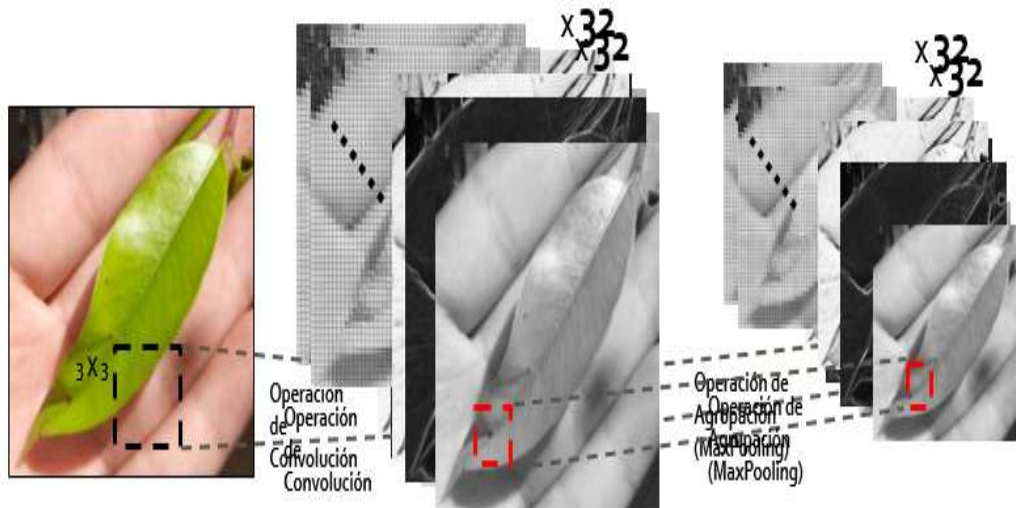
**FIGURA N° 21. Diferencia entre Max Pooling y Average Pooling**

La función de la agrupación es reducir progresivamente el tamaño espacial de la representación de entrada. En particular, la puesta en común:

- ...hace que las representaciones de entrada (dimensión de entidad) sean más pequeñas y más manejables, reduce el número de parámetros y cálculos en la red, por lo tanto, controlando el sobreajuste (overfitting = sobreentrenamiento)
- ...hace que la red sea invariante a pequeñas transformaciones, distorsiones y traducciones en la imagen de entrada (una pequeña distorsión en la entrada no cambiará la salida de la agrupación, ya que tomamos el valor máximo / promedio en un vecindario local).

- ...nos ayuda a llegar a una representación casi invariante de escala de nuestra imagen (el término exacto es "equivalente"). Esto es muy poderoso ya que podemos detectar objetos en una imagen sin importar dónde se encuentren (no importa la posición o localización de lo que se quiere identificar o clasificar).

Hasta ahora hemos visto cómo funcionan las capas Convolución, ReLU y Pooling. Es importante comprender que estas capas son los componentes básicos de cualquier CNN. Tenemos tres conjuntos de capas Convolución, ReLU y Agrupación (2x2): la primera capa de convolución realiza la convolución en la salida utilizando 32 filtros 3x3 para producir un total de 32 mapas de características; la segunda de igual manera utilizando las salidas de la primera capa de convolución como entradas para la segunda capa de convolución; y una última capa de convolución de 64 filtros 3x3. ReLU se aplica individualmente en todos estos mapas de características. Luego realizamos la operación de Max Pooling por separado en cada uno de los mapas de características rectificados.



**FIGURA N° 22. Conjunto de Tres Capas de Convolución**

#### 1.5.4. CAPA COMPLETAMENTE CONECTADA

La capa Completamente Conectada es un Perceptrón Multi Capa tradicional que utiliza una función de activación de Sigmoide en la capa de salida (también se pueden usar otros clasificadores pero se mantendrá en Sigmoide en este trabajo). El término "Totalmente conectado" implica que cada neurona en la capa anterior está conectada a cada neurona en la siguiente capa.

La salida de las capas Convolutiva y de agrupación representa características de alto nivel de la imagen de entrada. El propósito de la capa Totalmente conectada es usar estas funciones para clasificar la imagen de entrada en varias clases según el conjunto de datos de entrenamiento. La tarea de clasificación de imágenes que nos propusimos realizar tiene dos salidas posibles, como se muestra en la siguiente que sigue a continuación:

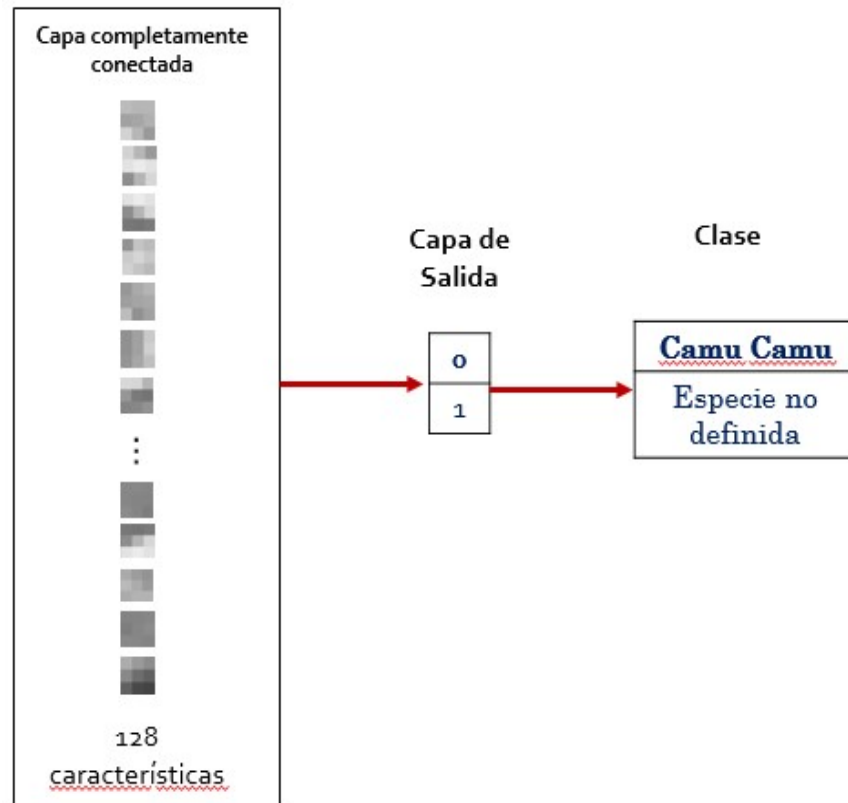
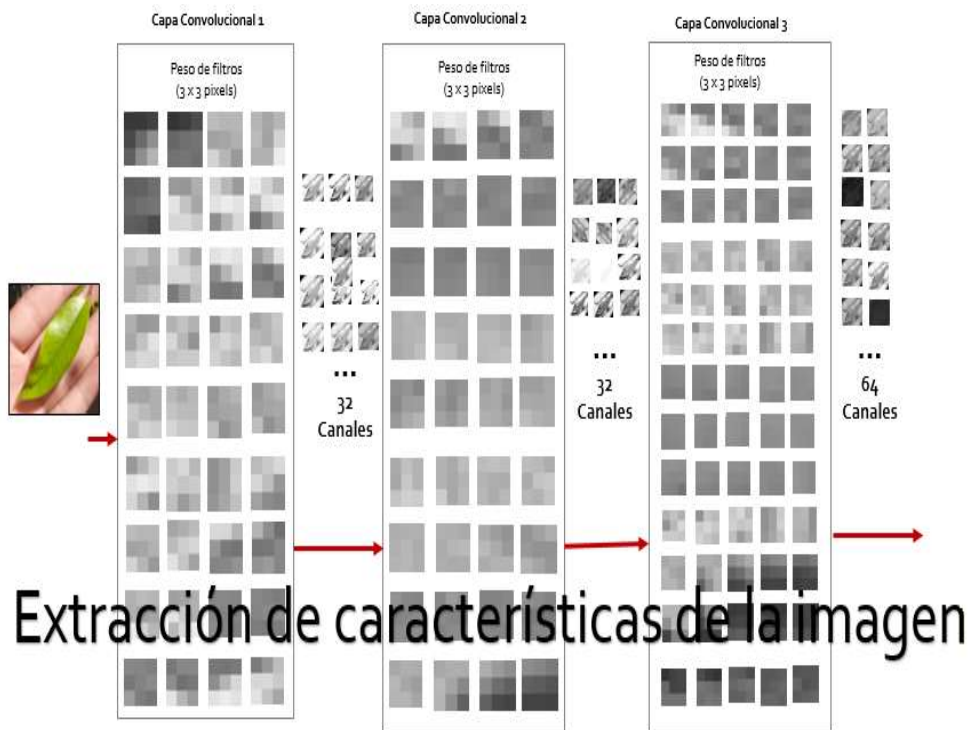


FIGURA N° 23. Capa Completamente Conectada

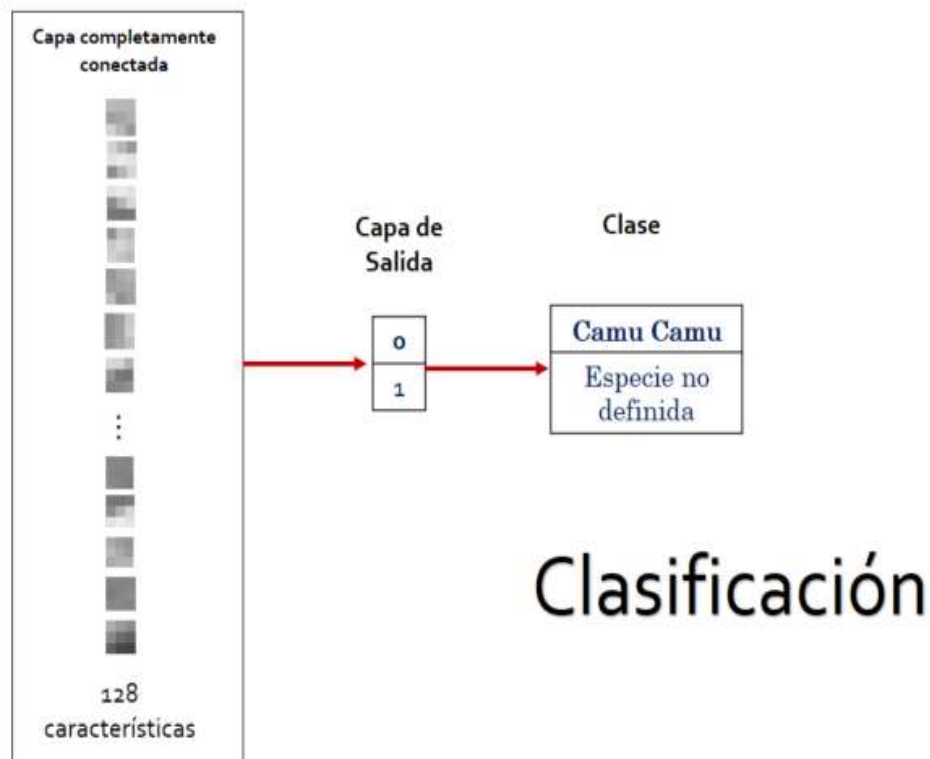
Agregar una capa totalmente conectada es una forma barata de aprender combinaciones no lineales de características obtenidas a través de la serie de procesos de convolución. La mayoría de las funciones de capas convolucionales y de agrupación pueden ser buenas para la tarea de clasificación, pero las combinaciones de esas características pueden ser incluso mejores.

La suma de las probabilidades de salida de la capa totalmente conectada es 1. Esto se garantiza mediante el uso de Sigmoide como la función de activación en la capa de salida de la capa totalmente conectada. La función Sigmoide toma un vector de puntuaciones arbitrarias de valores reales y lo aplasta en un vector de valores entre cero y uno que suma a uno.

Combinando todos los procesos explicados anteriormente, donde las capas de Convolución + Agrupación actúan como Extractores de Características de la imagen de entrada; mientras que la capa Totalmente conectada actúa como un clasificador: consistiría en el proceso de entrenamiento.



**FIGURA N° 24. Extracción de Características de la Imagen**



**FIGURA N° 25. Clasificador de imagen, verifica si es Camu Camu o no**

Dado que la imagen de entrada es una hoja de Camu Camu, la probabilidad objetivo es 0 para la clase Camu Camu y 1 para la otra clase no identificada, es decir,

Imagen de entrada = hoja de Camu Camu.

Salida: vector objetivo [0,1] ([prob. Para Camu Camu, prob. para Especie no identificada])

Además de la arquitectura de la red neuronal, otro aspecto importante es la optimización de todos sus parámetros. Esto implica los valores de los umbrales para los filtros que tenemos que elegir, así como los pesos de las conexiones en las capas de los multiperceptrones. El proceso de optimización de todos estos parámetros se define como el proceso de capacitación de la red. El proceso de capacitación general de la red de convolución se puede resumir a continuación:

**Paso 1:** Inicializamos todos los filtros y parámetros / pesos con valores aleatorios

**Paso 2:** La red toma una imagen de entrenamiento como entrada, pasa por el paso de propagación hacia adelante (convolución, ReLU y operaciones de agrupación junto con la propagación hacia adelante en la capa Totalmente Conectada) y encuentra las probabilidades de salida para cada clase.

Digamos que las probabilidades de salida para la imagen del Camu Camu son [0, 1]

Como los pesos se asignan aleatoriamente para el primer ejemplo de entrenamiento, las probabilidades de salida también son aleatorias.

**Paso 3:** Calcule el error total en la capa de salida (suma de las 2 clases)

$$\text{Total Error} = \sum \frac{1}{2} (\text{target} - \text{output})^2$$

**Paso 4:** Use Backpropagation para calcular los gradientes del error con respecto a todos los pesos en la red y use el descenso de gradiente para actualizar todos los valores / pesos de filtro y valores de parámetros para minimizar el error de salida.

Las ponderaciones se ajustan en proporción a su contribución al error total.

Cuando se ingresa nuevamente la misma imagen, las probabilidades de salida ahora pueden ser [0.4, 0.6], que está más cerca del vector objetivo [0, 1].

Esto significa que la red ha aprendido a clasificar correctamente esta imagen en particular ajustando sus pesos / filtros de modo que se reduzca el error de salida.

Los parámetros como el número de filtros, el tamaño de los filtros, la arquitectura de la red, etc., se han corregido antes del Paso 1 y no cambian durante el proceso de capacitación; solo se actualizan los valores de la matriz de filtro y los pesos de conexión.

**Paso 5:** Se repite los pasos 2 a 4 con todas las imágenes en el conjunto de entrenamiento.

## 1.6. CÓDIGOS DEL SOFTWARE

A continuación, se muestra los códigos empleados en el aplicativo informático, se muestra el código del proceso de entrenamiento, el de conexión con el servidor y el de identificación con consola.

### 1.6.1. CÓDIGO DE ENTRENAMIENTO

```
tiempo_inicial = time()

# dimensiones de las imagenes
img_width, img_height = 224, 224

train_data_dir = 'data/train'
validation_data_dir = 'data/validation'
nb_train_samples = 1680
nb_validation_samples = 560
epochs = 50
batch_size = 16 ##16

if K.image_data_format() == 'channels_first':
    input_shape = (3, img_width, img_height)
else:
    input_shape = (img_width, img_height, 3)

model = Sequential()
model.add(Conv2D(32, (3, 3), input_shape=input_shape))
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))

model.add(Conv2D(32, (3, 3)))
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))

model.add(Conv2D(64, (3, 3)))
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))

model.add(Flatten())
model.add(Dense(64))
model.add(Activation('relu'))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(1))
model.add(Activation('sigmoid'))

model.compile(optimizer='rmsprop',
              loss='binary_crossentropy',
              metrics=['accuracy']) ##compila el modelo

# Esta es la configuracion de aumento vamos a utilizar para
# lo que hacen cambiar las posiciones de las imagenes y
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1. / 255,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True)

train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    train_data_dir,
    target_size=(img_width, img_height),
    batch_size=batch_size,
    class_mode='binary')

# Esta es la configuracion de aumento vamos a utilizar para
# solamente reescalado
test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1. / 255)
validation_generator = test_datagen.flow_from_directory(
    validation_data_dir,
    target_size=(img_width, img_height),
    batch_size=batch_size,
    class_mode='binary')

history=model.fit_generator(
    train_generator,
    steps_per_epoch=nb_train_samples // batch_size,
    epochs=epochs,
    validation_data=validation_generator,
    validation_steps=nb_validation_samples // batch_size)

model.save_weights('weights_hojas_v0_250.h5')
model.save('model_hojas_v0_225.h5')

tiempo_final = time()
tiempo_ejecucion = tiempo_final - tiempo_inicial
print tiempo_ejecucion
```

```

model.save_weights('weights_hojas_v0_250.h5')
model.save('model_hojas_v0_225.h5')

tiempo_final = time()
tiempo_ejecucion = tiempo_final - tiempo_inicial
print tiempo_ejecucion

# list all data in history
print(history.history.keys())
# summarize history for accuracy
plt.plot(history.history['acc'])
plt.plot(history.history['val_acc'])
plt.title('model accuracy')
plt.ylabel('accuracy')
plt.xlabel('epoch')
plt.legend(['train', 'test'], loc='upper left')
plt.savefig('Curva_aprendizaje_acc_v.0_250..png')
#plt.show()
# summarize history for loss
plt.cla() #limpiar axis
plt.cla() #limpoar imagen
plt.plot(history.history['loss'])
plt.plot(history.history['val_loss'])
plt.title('model loss')
plt.ylabel('loss')
plt.xlabel('epoch')
plt.legend(['train', 'test'], loc='upper left')
plt.savefig('Curva_aprendizaje_loss_v.0_250..png')
#plt.show()

```

**FIGURA N° 26. Código de Entrenamiento**

Las dimensiones con las que la red trabajará son de 224x224x3 sea cual fuere la imagen que ingrese.

Las rutas de los dataset con los cuales se realizará el entrenamiento y la validación son data/train y data/validation.

El número de muestras o imágenes es 1680 para entrenamiento y 560 para validación.

Las épocas son 50 y el lote que se utilizara es de 16 es decir de 16 en 16 imágenes trabajara la red para evitar solapamiento.

```

tiempo_inicial = time()

# dimensiones de las imagenes
img_width, img_height = 224, 224

train_data_dir = 'data/train'
validation_data_dir = 'data/validation'
nb_train_samples = 1680
nb_validation_samples = 560
epochs = 50
batch_size = 16 ##16

```



Para el formato de la imagen empleará **Channel\_last** (ancho, alto, profundidad) debido a que mejora la eficiencia en manejo de parámetros de la red.

Se emplea convoluciones tipo Conv2D porque es la que se utiliza para convolución espacial sobre imágenes, con 32 filtros de 3x3 para las dos primeras, y en la última de 64 filtros.

Se utiliza la función de activación ReLU para normalizar el mapa de características de no lineal a lineal después de cada convolución.

El MaxPooling2D para imágenes de agrupación máxima para los valores con un filtro de tamaño 2x2 por eso se reduce a la mitad las dimensiones de la imagen sin modificar la profundidad, se usa después de cada función de activación.

```
44 model.add(Flatten())
45 model.add(Dense(64))
46 model.add(Activation('relu'))
47 model.add(Dropout(0.5))
48 model.add(Dense(1))
49 model.add(Activation('sigmoid'))
```

```
if K.image_data_format() == 'channels_first':
    input_shape = (3, img_width, img_height)
else:
    input_shape = (img_width, img_height, 3)

model = Sequential()
model.add(Conv2D(32, (3, 3), input_shape=input_shape))
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))

model.add(Conv2D(32, (3, 3)))
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))

model.add(Conv2D(64, (3, 3)))
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
```

La capa completamente conectada consta de:

- Capas Flatten y Dense que sirve para obtener datos en un formato que sea adecuado para capas densas es decir estáticas. Que son clásicas en las convoluciones.
- Se utiliza una función ReLU para normalizar los parámetros.
- La función Dropout para capturar la salida y poder clasificarla.
- Una vez más la Dense para hacerla estática.
- Y por último la función Sigmoid para clasificar la imagen de acuerdo al vector de características resultante.

Se emplea la función rmsprop para capturar el porcentaje de pérdida.

El resto de código es para generar los gráficos donde se muestra el promedio de eficiencia y pérdida de la red para poder evaluarla.

A parte de formar parte del pre procesamiento de la imagen antes de ingresar a la red neuronal, puede ingresar cualquier tipo de imagen, pero será parametrizada para el proceso dentro de la red neuronal Convolutacional.

```
model.compile(optimizer='rmsprop',
              loss='binary_crossentropy',
              metrics=['accuracy']) ##compila el modelo con las configura

# Esta es la configuracion de aumento vamos a utilizar para la formacion
# lo que hacen cambiar las posiciones de las imagenes y voltean altoreamen
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1. / 255,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True)

train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    train_data_dir,
    target_size=(img_width, img_height),
    batch_size=batch_size,
    class_mode='binary')

# Esta es la configuracion de aumento vamos a utilizar para la prueba:
# solamente reescalado
test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1. / 255)

validation_generator = test_datagen.flow_from_directory(
    validation_data_dir,
    target_size=(img_width, img_height),
    batch_size=batch_size,
    class_mode='binary')

history=model.fit_generator(
    train_generator,
    steps_per_epoch=nb_train_samples // batch_size,
    epochs=epochs,
    validation_data=validation_generator,
    validation_steps=nb_validation_samples // batch_size)
```

## 1.6.2. CÓDIGO DE IDENTIFICACION CON WEB SERVER

En el código de conexión al servidor se llama al código de identificación para realizar el proceso de identificación de la especie en la red neuronal.

```
def identificar_hoja(self, nombref):

    inicio=datetime.now()
    # dimensiones de las imagenes
    dir_image = nombref
    #dir_image = 'data/test/camu-camu.1405.jpg'
    #dir_image = 'data/1.jpg'
    #test_model = load_model('model/model_hojas.h5')
    test_model = load_model('model_hojas_v1.1.h5')
    img = load_img(dir_image, False, target_size=(224,224))
    x = img_to_array(img)
    x = np.expand_dims(x, axis=0)

    preds = test_model.predict_classes(x)
    probs = test_model.predict_proba(x)

    print preds
    print probs

    label = 'No identificado';
    if preds == 0:
        label = 'Camu Camu'
    if preds == 1:
        label = 'Especie no definida'

    orig = cv2.imread(dir_image)
    cv2.putText(orig, "Objeto: {}".format(label),
                (10, 30), cv2.FONT_HERSHEY_COMPLEX_SMALL, 1.3, (255, 255, 255), 2)

    fin=datetime.now()
    tiempo=fin-inicio
    tiempo_segundo=tiempo.seconds
    print("Tiempo proceso",tiempo_segundo," s")

    ##cv2.namedWindow(orig,cv2.WINDOW_NORMAL)
    ##cv2.resizeWindow(orig, 600,600)
    ##cv2.imshow("Clasificacion", orig)
    cv2.imwrite(nombref,orig)
    #cv2.waitKey(0)
    #return 'identificado.jpg'
    return label
```

### 1.6.3. CÓDIGO DE IDENTIFICACION CON CONSOLA

Con los modelos resultantes del entrenamiento se comienza a validar la red para hacerla más eficiente (model\_hojas\_v1.1.h5)

De acuerdo al proceso de predicciones se prueba y se emplea la función Sigmoide para clasificar en 0 o 1:

- 0 si es una imagen de Camu Camu
  - 1 si es algo no definido.
- Por lo que la última consta de dos neuronas que clasifica si es o no la especie Camu Camu.

```
ntrenamiento_arq_1.py • identificar_hoja.py x we_server_2.py x
from datetime import datetime

inicio=datetime.now()
# dimensiones de las imagenes
dir_image = 'data/test/camu-camu.842.jpg'
#dir_image = 'data/test/camu-camu.1405.jpg'
#dir_image = 'data/1.jpg'
#test_model = load_model('model/model_hojas.h5')
test_model = load_model('model_hojas_v1.1.h5')
img = load_img(dir_image,False,target_size=(250,250))
x = img_to_array(img)
x = np.expand_dims(x,axis=0)

preds = test_model.predict_classes(x)
probs = test_model.predict_proba(x)

print(preds)
print(probs)

print(test_model.summary())

label = 'No identificado';
if preds == 0:
    label = 'camu-camu'
if preds == 1:
    label = 'no_camu-camu'

orig = cv2.imread(dir_image)
cv2.putText(orig, "Objeto: {}".format(label),
            (10, 30), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.8, (0, 0, 255), 2)

fin=datetime.now()
tiempo=fin-inicio
tiempo_segundo=tiempo.seconds
print("Tiempo proceso",tiempo_segundo," s")

##cv2.namedWindow(orig,cv2.WINDOW_NORMAL)
##cv2.resizeWindow(orig, 600,600)
cv2.imshow("Clasificacion", orig)
```