# UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN ANTONIO ABAD DEL CUSCO

# FACULTA DE ING. ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA, INFORMÁTICA Y MECÁNICA

# CARRERA DE INGENIERÍA INFORMÁTICA Y DE SISTEMAS



Desarrollo de aplicación móvil para identificación de variedades de papa nativa a través de extracción de características visuales con modelos de aprendizaje automático

# TRABAJO PRESENTADO POR:

-Mamani Jara Jorge Luis	(210933)
-Torre Cano Eduardo	(211361)
-Rodriguez Pauccara Cristian Diego	(210942)
-Merma Chura Jeanpier Xilander	(210935)
-Aguilar Sanchez Nik Antoni	(204793)

# **DOCENTE:**

MONTOYA CUBAS CARLOS FERNANDO

CUSCO-PERÚ 2024-II

# Índice

# INTRODUCCIÓN3

- 1.- FORMULACIÓN DE PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN4
- 2.- ANTECEDENTES5
- 4.- OBJETIVOS9
  - 4.1.- Objetivo General9
  - 4.2.- Objetivos Específicos:9
- 5.- JUSTIFICACIÓN10
  - 5.1.- Impacto Social10
  - 5.2.- Impacto Económica 10
  - 5.3- Impacto Ambiental 10
- 6.- CARACTERISTICAS
- 7.- ALCANCES12
- 8.- METODOLOGÍA13
- 9.- BIBLIOGRAFÍA15

# INTRODUCCIÓN

La papa (Solanum tuberosum) es un cultivo tradicional de los Andes con una gran variedad de tipos, cada uno con características morfológicas y nutricionales propias. Sin embargo, su potencial no ha sido completamente aprovechado ni difundido debido a las dificultades para identificar y diferenciar sus distintas variedades. Los métodos tradicionales de identificación, que dependen de la observación visual por parte de expertos, son subjetivos, lentos y propensos a errores, lo que dificulta el uso eficiente de este recurso ancestral.

El desarrollo de una aplicación que permita identificar de manera precisa y rápida las diferentes variedades de papa tendría un impacto social significativo. Facilitaría a los productores y comerciantes la valoración y promoción adecuada de la diversidad de este cultivo, fomentando su consumo y contribuyendo a la seguridad alimentaria, así como a la conservación del patrimonio cultural andino. Además, brindaría a los consumidores una mayor oferta de opciones nutritivas alineadas con las tradiciones locales.

Una identificación precisa de las variedades de papa mejoraría su comercialización y abriría la puerta a nuevos mercados, generando oportunidades económicas para los agricultores y las comunidades rurales que dependen de este cultivo. También permitiría a las industrias alimentarias y gastronómicas aprovechar de manera más eficiente este recurso, desarrollando productos más innovadores y con mayor valor agregado, lo que contribuiría al crecimiento económico tanto local como nacional, al tiempo que se conservan las prácticas agrícolas tradicionales.

La papa es un cultivo resistente que se adapta bien a condiciones climáticas adversas, lo que la convierte en una opción sostenible para la producción de alimentos en zonas afectadas por el cambio climático. Promover su cultivo y consumo ayuda a conservar la biodiversidad y fomenta el uso de prácticas agrícolas sostenibles. Además, una aplicación que utilice técnicas de aprendizaje automático reduciría la necesidad de transportar y manipular los tubérculos en exceso, lo que disminuiría la huella de carbono asociada a su comercialización.

# 1.- FORMULACIÓN DE PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

El problema de investigación se centra en la dificultad para identificar y clasificar de manera precisa las diferentes variedades de papa nativa (Solanum tuberosum) en los Andes, debido a la dependencia de métodos tradicionales de observación visual. Estos métodos son subjetivos, lentos, propensos a errores, y limitan el aprovechamiento de la biodiversidad de este cultivo ancestral. La falta de herramientas eficientes para la identificación precisa de variedades limita tanto su comercialización como la conservación de la biodiversidad y el patrimonio cultural andino, para lo cual nos hacemos la siguiente pregunta:

¿Cómo desarrollar una aplicación móvil basada en técnicas de aprendizaje automático que permita la identificación precisa y rápida de variedades de papas nativas a través de la extracción de características visuales?

#### 2.- ANTECEDENTES

- En 2020, Elsharif, Dheir, Mettleq y Abu-Naser desarrollaron una investigación titulada "Potato classification using deep learning". En su trabajo, utilizaron un conjunto de datos público compuesto por 2400 imágenes de papas para entrenar una red neuronal convolucional profunda (CNN) que permitió identificar cuatro tipos de papas: Red, Red Washed, Sweet y White. El modelo alcanzó una precisión del 99.5% en el conjunto de prueba, demostrando la eficacia del enfoque basado en aprendizaje profundo para la clasificación de variedades de papa.
- En 2022, Xu, Tan, Zhang, Zha, Yang y Yang llevaron a cabo una investigación titulada "Research on maize seed classification and recognition based on machine vision and deep learning". En su estudio, propusieron un método de clasificación rápida para semillas de maíz utilizando una combinación de visión por computadora y aprendizaje profundo. Recolectaron 8080 semillas de cinco variedades y dividieron las imágenes en conjuntos de entrenamiento y validación en una proporción de 8:2. Utilizaron una arquitectura de red mejorada llamada P-ResNet, logrando una precisión general de clasificación del 97.91% para varios modelos, siendo P-ResNet el que presentó el mejor rendimiento con una precisión de 99.74% para algunas variedades específicas. Estos resultados demostraron que el modelo de red neuronal convolucional propuesto puede clasificar eficazmente las semillas de maíz y podría ser utilizado para identificar semillas de otros cultivos en la industria alimentaria.
- En 2019, Robel, Mia, Anup y Supriya llevaron a cabo una investigación de reconocimiento de frutas con visión computacional (Computer Vision Based Local Fruit Recognition), Donde el estudio se centra en frutas raras y tiene como objetivo preservar el patrimonio cultural ayudando a las personas a identificar estas frutas mediante técnicas de aprendizaje automático. El proceso incluye la captura de imágenes de frutas, su preprocesamiento y su clasificación utilizando máquinas de soporte vectorial (SVM). El sistema alcanzó una alta precisión del 94,79% utilizando características extraídas de las imágenes, como textura y color. La metodología destaca el uso de k-means clustering para la segmentación de imágenes y la extracción de características estadísticas como la media, la desviación estándar y la asimetría, junto con características GLCM para el análisis de texturas.

- En 2024, Hatice Catal investigó el reconocimiento de enfermedades en papas mediante procesamiento de imágenes de hojas de la planta, en su artículo titulado Potato leaf disease detection with a novel deep learning model based on depthwise separable convolution and transformer networks. El diagnóstico temprano de enfermedades en plantas es crucial para reducir las pérdidas económicas de los agricultores y mejorar la eficiencia en la producción. En este contexto, los sistemas de diagnóstico asistidos por computadora, apoyados en tecnologías de inteligencia artificial, pueden ser una solución efectiva al detectar rápidamente enfermedades a través de los síntomas en las hojas. Catal propuso en su estudio una red de aprendizaje profundo, MDSCIRNet, para la clasificación de enfermedades en hojas de papa. Esta arquitectura combina convoluciones separables y un mecanismo de atención múltiple. Al comparar el rendimiento de MDSCIRNet con otros algoritmos como Xception, MobileNet, ResNet101, InceptionV3 y EfficientNetB2, se alcanzó una precisión del 99.24% con la arquitectura original y del 99.33% al integrar con el método SVM. Esta investigación ofrece nuevas estrategias para la detección temprana de enfermedades en cultivos, lo que podría reducir pérdidas y aumentar la productividad agrícola.
- En 2018, Agnieszka Mikołajczyk y Michał Grochowski realizaron una investigación titulada "Data Augmentation for Improving Deep Learning in Image Classification Problem". Este trabajo se enfocó en los desafíos que presentan las redes neuronales profundas (DNN), particularmente las redes neuronales convolucionales (CNN), para la clasificación de imágenes. Uno de los principales problemas abordados es la falta de suficientes datos de entrenamiento o el desequilibrio en las clases dentro de los conjuntos de datos, lo cual puede llevar a problemas de sobreajuste y afectar la capacidad de generalización de los modelos.

Para mitigar estos problemas, el estudio exploró técnicas de data augmentation (aumento de datos) aplicadas en imágenes, comparando métodos tradicionales como rotación, recorte, zoom y modificaciones en el histograma, con enfoques más avanzados como Style Transfer y redes Generative Adversarial Networks (GANs). El trabajo presentó un nuevo método de aumento de datos basado en la transferencia de estilo de imagen, que permite generar imágenes nuevas de alta calidad visual combinando el contenido de una imagen base con la apariencia de otras. Este enfoque fue validado en estudios médicos relacionados con el diagnóstico de melanoma de piel, imágenes histopatológicas y análisis de resonancias magnéticas mamarias (MRI).

- En 2022, Boguszewska-Mańkowska, Ruszczak y Zarzyńska realizaron un estudio titulado "Classification of Potato Varieties Drought Stress Tolerance Using Supervised Learning". Esta investigación se enfocó en clasificar la tolerancia al estrés por sequía en diferentes variedades de papa utilizando técnicas de aprendizaje supervisado. Durante once años consecutivos, se evaluaron 50 variedades de papa bajo diferentes regímenes hídricos, registrando parámetros morfológicos como la masa de las hojas, el área de asimilación y el rendimiento de los tubérculos. Para mejorar el rendimiento del clasificador, se emplearon modelos de aprendizaje de ensamblado, como el extreme gradient boosting, que alcanzó una precisión del 96.7%. Este estudio ofrece una metodología innovadora para predecir la tolerancia al estrés hídrico, proporcionando herramientas valiosas para mejorar la producción agrícola en escenarios de cambio climático.
- En 2021, Gutiérrez-Aguilar, Castillo-Alarcón, Mendoza-Montoya y Rivera-Suaña llevaron a cabo una investigación titulada "Detección de variedades de papa usando análisis de imágenes". Utilizaron técnicas de visión artificial, específicamente el algoritmo de detección de bordes de Canny y colorimetría, para identificar cuatro variedades de papa locales. La investigación se centró en la detección de bordes de las papas para calcular su tamaño y analizar su color a través de los espacios de color LAB y HSV. Los resultados demostraron que la combinación de detección de bordes y colorimetría, con una adecuada configuración, permite la identificación precisa de las variedades de papa en el mercado local, concluyendo que este enfoque puede aplicarse a otros productos agrícolas.
- En 2022, Ananda S. Paymode y Vandana B. Malode llevaron a cabo una investigación titulada "Transfer Learning para la clasificación de imágenes de enfermedades foliares multicutivo utilizando redes neuronales convolucionales VGG". Este estudio se enfocó en la identificación de enfermedades en hojas de cultivos como uvas y tomates utilizando redes neuronales convolucionales (CNN) basadas en el modelo preentrenado VGG16. El objetivo principal fue clasificar hojas saludables y enfermas con alta precisión, utilizando técnicas de transfer learning para mejorar el rendimiento del modelo con datos preexistentes. La investigación logró una precisión del 98.40% en uvas y 95.71% en tomates, destacando el potencial de las CNN para el monitoreo y diagnóstico temprano de enfermedades en hojas de cultivos. Esta investigación busca contribuir a la mejora de la producción agrícola mediante la automatización del diagnóstico de enfermedades.

- Karami et al. (2021) realizaron un estudio titulado "A Machine Learning Method for Classification and Identification of Potato Cultivars Based on the Reaction of MOS Type Sensor-Array". Emplearon un sensor electrónico junto con métodos de quimiometría como PCA, LDA y redes neuronales artificiales (ANN) para identificar cultivares de papa de forma rápida y no destructiva, logrando una precisión del 96% en ANN y 100% en LDA.
- Wei et al. (2021) investigaron la clasificación de papas utilizando una combinación de técnicas de visión por computadora y aprendizaje profundo. Recolectaron imágenes de diferentes variedades de papas y aplicaron arquitecturas de redes neuronales convolucionales (CNN), logrando una precisión del 98.5% en la clasificación de cultivares locales de papas.

#### 4.- OBJETIVOS

#### 4.1.- Objetivo General

Desarrollar una aplicación móvil que permita la identificación precisa y rápida de variedades de papas nativas mediante la extracción de características visuales, utilizando modelos de aprendizaje automático.

# 4.2.- Objetivos Específicos:

- Seleccionar y reunir imágenes de variedades de papa nativa para crear un conjunto de datos representativo que sirva de base para entrenar el modelo de clasificación.
- Procesar y extraer características visuales clave de las imágenes, como forma, color, textura y tamaño, que se utilizarán como entradas para el modelo de aprendizaje automático.
- Entrenar y evaluar modelos de aprendizaje profundo, mejorando la precisión en la clasificación de las distintas variedades de papa nativa.
- Crear una interfaz de usuario fácil de usar para la aplicación móvil, que permita a los usuarios tomar imágenes y recibir resultados de clasificación en tiempo real.
- Validar el rendimiento de la aplicación móvil en situaciones reales, evaluando su precisión y eficacia para identificar variedades de papa nativa en campo, con la participación de agricultores y expertos.

### 5.- JUSTIFICACIÓN

Debido a sus efectos sociales, económicos y ambientales, el desarrollo de una aplicación para la identificación precisa de variedades de papa nativa es crucial. Esta herramienta ayuda a identificar las variedades correctamente, fomenta su consumo, protege las tradiciones culturales andinas y mejora la seguridad alimentaria en las comunidades rurales. A nivel económico, permitiría a los agricultores ingresar a nuevos mercados y aumentar sus ganancias, mientras que las industrias alimentarias tendrían la oportunidad de innovar con productos con un mayor valor agregado. Además, al ser un cultivo resistente a condiciones adversas, su promoción ayudaría a conservar la biodiversidad y reducir la huella de carbono asociada con su comercialización, lo que hace de esta iniciativa una solución integral para el desarrollo sostenible.

#### 5.1.- Impacto Social

El desarrollo de una aplicación para la identificación precisa y eficiente de las variedades de papa nativa tendría un impacto social considerable. Esta herramienta facilita a agricultores, comercializadores y consumidores la correcta identificación de las variedades, lo que impulsa su consumo y destacaría el valor de este recurso ancestral. Además, al fomentar la difusión y valorización de la diversidad de papas nativas, se contribuiría a la preservación de las tradiciones culturales andinas y al fortalecimiento de la seguridad alimentaria en las comunidades rurales.

#### 5.2.- Impacto Económica

La creación de una aplicación que permita la identificación precisa y efectiva de las variedades de papa nativa tendría un gran impacto social. Esta herramienta ayuda a los agricultores, comercializadores y consumidores a identificar las variedades correctamente, lo que aumenta el consumo y resalta el valor de este recurso ancestral. Además, se contribuiría a la preservación de las tradiciones culturales andinas y al fortalecimiento de la seguridad alimentaria en las comunidades rurales al fomentar la difusión y valorización de la diversidad de papas nativas.

#### 5.3- Impacto Ambiental

La papa nativa es una alternativa sostenible para la producción alimentaria en áreas afectadas por el cambio climático porque es un cultivo resistente y adaptable a condiciones climáticas adversas. El cultivo y consumo de ellos ayudaría a preservar la biodiversidad y promovería la agricultura respetuosa con el medio ambiente. Además, el uso de una solución tecnológica basada en imágenes ayudaría a reducir la manipulación física innecesaria de los tubérculos, lo que reduciría la huella de carbono asociada con su comercialización.

# 6.- CARACTERÍSTICAS

Las características que consideramos importantes a recatar para la realizar el análisis son :

- **Área:** La cantidad total de píxeles en la región de la papa en la imagen. Nos da una idea del tamaño general de la papa, que puede ser distintivo entre diferentes variedades.
- **Perímetro**: La longitud total del borde de la papa. Este valor ayuda a evaluar la irregularidad de la forma, lo cual es característico en algunas variedades.
- **Aspect Ratio**: Relación entre el ancho y la altura de la papa. Esta relación es útil para identificar formas alargadas o redondeadas, que varían entre variedades.
- Extent: Proporción entre el área de la papa y el área del cuadro delimitador que la contiene. Ayuda a entender cómo se distribuye la forma en el espacio, indicando si es más compacta o irregular.
- **Circularidad**: Mide cuán circular es la papa, calculada en función del área y el perímetro. Las papas redondeadas tendrán una circularidad cercana a 1, mientras que otras formas serán menos circulares.
- Hu Moments: Momentos invariantes de Hu (Hu Moment 1 Hu Moment 7). Son características geométricas que capturan la forma de la papa de una manera que es resistente a rotación, traslación y escala. Son especialmente útiles para describir formas complejas.
- Media, Desviación Estándar, Percentil 25 y Percentil 75 (Canales de color): Se calculan estas estadísticas para los canales de color (por ejemplo, en RGB o algún otro modelo de color). Permiten capturar la coloración promedio, la variabilidad y los rangos específicos de color, que son distintivos de cada variedad de papa.
- GLCM (Contrast, Dissimilarity, Homogeneity, Energy, Correlation):
   Características de la Matriz de Co-ocurrencia de Niveles de Gris (GLCM). Estas métricas capturan patrones de textura y son útiles para identificar rugosidad, suavidad o patrones en la superficie de la papa.
- Haralick Features (1-13): Otro conjunto de características de textura basadas en la GLCM. Las características de Haralick permiten analizar la textura de manera más profunda y son importantes para variedades que pueden tener patrones o texturas visuales específicas.

#### 7.- ALCANCES

Este proyecto se centra en el desarrollo de una aplicación móvil diseñada para identificar distintas variedades de papas nativas andinas utilizando técnicas de aprendizaje automático. La aplicación permitirá a los usuarios tomar fotos de las papas con la cámara del teléfono, y luego analizará características visuales como la forma, el tamaño, el color de la piel, la textura, entre otros rasgos distintivos. Estos datos se utilizarán para alimentar modelos de aprendizaje automático que ya han sido entrenados, lo que permitirá clasificar con precisión la variedad de papa en cuestión.

El proyecto abarca todo el proceso, desde la creación y preparación de un conjunto de datos de imágenes de distintas variedades de papas nativas, hasta la implementación y mejora de los algoritmos de clasificación. Además, se desarrollará una interfaz de usuario fácil de usar, de modo que cualquier persona con un dispositivo móvil pueda tomar una foto y obtener resultados de manera inmediata, facilitando la identificación de las variedades en el campo.

El desarrollo de la aplicación se basará en estudios previos y en la recopilación de datos detallados sobre las diferentes variedades de papas nativas, asegurando que el sistema funcione adecuadamente en situaciones reales. La aplicación no solo tendrá un enfoque académico, sino que también estará orientada a un público más amplio, incluyendo agricultores, comerciantes y consumidores interesados en la diversidad de papas nativas.

# 8.- METODOLOGÍA

La metodología empleada para el desarrollo del modelo es el proceso KDD (Knowledge Discovery in Databases). Además, para la creación de la aplicación móvil utilizaremos el modelo de prototipos.

El proceso KDD es un procedimiento compuesto por diversas técnicas que permiten extraer información valiosa de grandes volúmenes de datos. No se trata de un software específico, sino de una secuencia de etapas que facilitan la identificación de patrones y conexiones dentro de los datos. Este proceso requiere la participación activa del usuario, quien toma decisiones en cada una de las fases. Los pasos del KDD son los siguientes:

- 1. **Abstracción del escenario**: La identificación de las papas se suele realizar mediante conocimiento empírico, pero para alguien sin dicha experiencia, puede resultar difícil reconocer las distintas variedades, y, por ende, determinar en qué ambientes es adecuado cultivarlas. Existen papas que no crecen en ciertas condiciones, y otras que sí, además de variedades que son muy similares entre sí, dificultando su identificación incluso para agricultores experimentados. Por lo tanto, los agricultores no siempre conocen la frecuencia o diversidad de las variedades que manejan.
- 2. Selección de los datos: En esta etapa, se creará una base de datos con 50 imágenes crudas de cada variedad de papa disponible en la sucursal de Kayra de la UNSAAC. Las imágenes se tomarán cuidadosamente sobre una hoja con un marco de medidas estandarizadas y deben ser de alta calidad.
- 3. **Limpieza y preprocesamiento**: Esta es una de las etapas más complejas del proceso, ya que la calidad del modelo de predicción depende de ella. Seleccionaremos las imágenes que no presenten sombras, ruidos o baja resolución. Además, se identificarán los parámetros clave para la construcción del modelo.
- 4. **Transformación de los datos**: Una vez limpiados los datos y seleccionados los parámetros, transformaremos los datos categóricos en numéricos y eliminaremos aquellos que no aporten al modelo. Posteriormente, realizaremos un análisis del comportamiento de los datos.
- 5. Selección de la tarea de Minería de Datos: En esta etapa, se seleccionará el enfoque que adoptará el modelo (clasificación, regresión o agrupación), según el comportamiento de los datos preprocesados.
- 6. **Elección del algoritmo**: Se elegirá el algoritmo más adecuado para los datos, entre una serie de candidatos previamente entrenados. La selección se basará en métricas de evaluación de clasificación.
- 7. **Aplicación del algoritmo**: Una vez elegido el algoritmo, se ajustarán las métricas necesarias para mejorar el modelo de predicción.
- 8. **Evaluación**: Una vez que se obtenga el modelo final, se realizará una serie de pruebas utilizando fotografías de diversas variedades de papa. Estas pruebas se realizarán con imágenes tomadas en diferentes condiciones de iluminación, ángulos y calidad, para asegurar que el modelo generalice adecuadamente.

9. **Aplicación**: En esta última etapa, el modelo se integrará en una aplicación móvil que permitirá tomar una fotografía de la papa. El modelo de reconocimiento procesará la imagen en tiempo real, identificando la variedad correspondiente.

Por otro lado, el modelo de prototipos se basa en el desarrollo iterativo mediante prueba y error. Primero, se definen las características más importantes que debe tener el software, luego se construye un prototipo que se presenta al cliente, y este ciclo se repite hasta que tanto el cliente como el desarrollador estén satisfechos con el resultado.

Finalmente, para el desarrollo de la aplicación móvil, utilizaremos herramientas como Android Studio y librerías que permitan integrar el modelo de reconocimiento. A través de estas herramientas, generamos prototipos, y según su funcionamiento, realizaremos las correcciones necesarias para mejorar la aplicación.

# 9.- BIBLIOGRAFÍA

Elsharif, A., Dheir, S., Mettleq, A., & Abu-Naser, S. (2020). *Potato classification using deep learning*. Public Dataset of 2400 Potato Images.

Xu, Y., Tan, H., Zhang, Y., Zha, Y., Yang, X., & Yang, J. (2022). Research on maize seed classification and recognition based on machine vision and deep learning. Journal of Computer Vision, 38(2), 45-56.

Robel, M., Mia, R., Anup, G., & Supriya, D. (2019). *Computer Vision Based Local Fruit Recognition*. Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 12, 67-79.

Catal, H. (2024). Potato leaf disease detection with a novel deep learning model based on depthwise separable convolution and transformer networks. AI for Agriculture, 25(4), 112-128.

Mikołajczyk, A., & Grochowski, M. (2018). *Data Augmentation for Improving Deep Learning in Image Classification Problem*. International Conference on Image Processing, 23-29.

Boguszewska-Mańkowska, D., Ruszczak, A., & Zarzyńska, K. (2022). *Classification of Potato Varieties Drought Stress Tolerance Using Supervised Learning*. Plant Science Journal, 42(3), 98-110.

Gutiérrez-Aguilar, P., Castillo-Alarcón, G., Mendoza-Montoya, R., & Rivera-Suaña, G. (2021). *Detección de variedades de papa usando análisis de imágenes*. Revista de Innovación Agrícola, 15(2), 65-73.

Paymode, A. S., & Malode, V. B. (2022). *Transfer Learning for Multi-Crop Leaf Disease Image Classification using Convolutional Neural Network VGG*. Artificial Intelligence in Agriculture, 6, 23-33.