



Universidad Nacional Mayor de San Marcos

Universidad del Perú. Decana de América

Dirección General de Estudios de Posgrado
Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática
Unidad de Posgrado

Datación de equimosis usando aprendizaje profundo

TESIS

Para optar el Grado Académico de Magíster en Ingeniería de
Sistemas e Informática con mención en Ingeniería de Software

AUTOR

Jhonatan Hamner TIRADO TIRADO

ASESOR

Dr. David Santos MAURICIO SÁNCHEZ

Lima, Perú

2021



Reconocimiento - No Comercial - Compartir Igual - Sin restricciones adicionales

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

Usted puede distribuir, remezclar, retocar, y crear a partir del documento original de modo no comercial, siempre y cuando se dé crédito al autor del documento y se licencien las nuevas creaciones bajo las mismas condiciones. No se permite aplicar términos legales o medidas tecnológicas que restrinjan legalmente a otros a hacer cualquier cosa que permita esta licencia.

Referencia bibliográfica

Tirado, J. (2021). *Datación de equimosis usando Aprendizaje Profundo*. [Tesis de maestría, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática, Unidad de Posgrado]. Repositorio institucional Cybertesis UNMSM.

Metadatos complementarios

Datos de autor	
Nombres y apellidos	Jhonatan Hamner Tirado Tirado
Tipo de documento de identidad	DNI
Número de documento de identidad	PE / 42541401
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0003-4482-4610
Datos de asesor	
Nombres y apellidos	David Santos Mauricio Sánchez
Tipo de documento de identidad	DNI
Número de documento de identidad	PE / 06445495
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0001-9262-626X
Datos del jurado	
Presidente del jurado	
Nombres y apellidos	Ciro Rodriguez Rodriguez
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	PE / 06020241
Miembro del jurado 1	
Nombres y apellidos	Juan Gamarra Moreno
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	PE / 20039857
Miembro del jurado 2	
Nombres y apellidos	Carlos Ernesto Chávez Herrera
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	PE / 40788722
Datos de investigación	

Línea de investigación	C.0.5.8. Inteligencia artificial
Grupo de investigación	Inteligencia Artificial - IA
Agencia de financiamiento	Sin financiamiento
Ubicación geográfica de la investigación	Edificio: Universidad Nacional Mayor de San Marcos País: Perú Departamento: Lima Provincia: Lima Distrito: Cercado de Lima Latitud: -12.055926 Longitud: -77.083469
Año o rango de años en que se realizó la investigación	2018 - 2020
URL de disciplinas OCDE	Ingeniería de sistemas y comunicaciones https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#2.02.04



UNIVERSIDAD NACIONAL MAYOR DE SAN MARCOS

Universidad del Perú. Decana de América

Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática

Vicedecanato de Investigación y Posgrado

Unidad de Posgrado

**ACTA DE SUSTENTACIÓN VIRTUAL DE TESIS PARA OPTAR EL
GRADO ACADÉMICO DE MAGÍSTER EN INGENIERÍA DE SISTEMAS E
INFORMÁTICA CON MENCIÓN EN INGENIERÍA DE SOFTWARE**

A los veinticinco (25) días del mes de noviembre de 2021, siendo las 4:00 pm, se reunieron en la sala virtual <https://meet.google.com/vfc-gvre-ikd> el Jurado de Tesis conformado por los siguientes docentes:

Dr. Ciro Rodriguez Rodriguez (Presidente)

Mg. Carlos Ernesto Chávez Herrera (Miembro)

Mg. Juan Gamarra Moreno (Miembro)

Dr. David Santos Mauricio Sánchez (Miembro Asesor)

Se inició la sustentación invitando al candidato a Magíster **JHONATAN HAMNER TIRADO TIRADO**, para que realice la exposición oral y virtual de la tesis para optar el Grado Académico de Magíster en Ingeniería de Sistemas e Informática con mención en Ingeniería de Software, siendo la Tesis intitulada:

“DATACIÓN DE EQUIMOSIS USANDO APRENDIZAJE PROFUNDO”

Concluida la exposición, los miembros del Jurado de Tesis procedieron a formular sus preguntas que fueron absueltas por el graduando; acto seguido se procedió a la evaluación correspondiente, habiendo obtenido la siguiente calificación:

17 (Diecisiete) Muy Bueno

Por tanto, el presidente del Jurado, de acuerdo con el Reglamento General de Estudios de Posgrado, otorga al Bachiller **JHONATAN HAMNER TIRADO TIRADO** el Grado Académico de Magíster en Ingeniería de Sistemas e Informática con mención en Ingeniería de Software.

Siendo las 17:21. horas, el presidente del Jurado de Tesis, da por concluido el acto académico de Sustentación de Tesis.

Dr. Ciro Rodriguez Rodriguez
(Presidente)

Mg. Carlos Ernesto Chávez Herrera
(Miembro)

Mg. Juan Gamarra Moreno
(Miembro)

Dr. David Santos Mauricio Sánchez
(Miembro Asesor)

Código ORCID del autor: [HTTPS://orcid.org/0000-0003-4482-4610](https://orcid.org/0000-0003-4482-4610)

Código ORCID del asesor: [HTTPS://ORCID.ORG/0000-0001-9262-626X](https://ORCID.ORG/0000-0001-9262-626X)

Grupo de Investigación: Inteligencia Artificial

Institución que financia la investigación: -

Ubicación geográfica donde se desarrolló la investigación: Lima, Perú,
12°03'30"S 77°5'00"O

Año o rango de años que abarcó la investigación: 2018 – 2020

Documento de Identidad del autor: 42541401

DEDICATORIA

A mi amada esposa, por su amor,
apoyo, paciencia y comprensión
durante todos estos años.

A mi madre, por su amor, y por
darme la mejor herencia: una buena
educación.

AGRADECIMIENTOS

Al profesor Dr. David Santos Mauricio Sánchez, por la orientación, revisión y dedicación para que este trabajo cumpla con los objetivos trazados.

A todos los docentes del programa de maestría, por sus enseñanzas y consejos.

Al jurado revisor, por sus observaciones y recomendaciones.

A todas aquellas personas que indirectamente me ayudaron para culminar este trabajo y que muchas veces constituyen un invaluable apoyo.

Y, por encima de todo, doy gracias a Dios.

ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA	IV
AGRADECIMIENTOS.....	V
ÍNDICE GENERAL	VI
LISTA DE TABLAS.....	IX
LISTA DE FIGURAS	X
RESUMEN.....	XI
ABSTRACT	XII
CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN	1
1.1. Situación problemática.....	1
1.2. Formulación del problema	3
1.2.1. Problemas específicos.....	3
1.3. Justificación teórica	3
1.4. Importancia	4
1.5. Motivación	6
1.6. Objetivos.....	7
1.6.1. <i>Objetivo general</i>	7
1.6.2. <i>Objetivos específicos</i>	7
1.7. Propuesta	7
1.8. Organización de la tesis.....	8
CAPÍTULO 2: MARCO TEÓRICO	10
2.1. Datación de Equimosis	10
2.2. Escala de Fitzpatrick	10
2.3. Matting	11
2.4. Aprendizaje profundo	11
2.5. Transferencia de aprendizaje	12
2.6. Validación cruzada	12
2.7. Aumento de datos.....	13
2.8. Procesamiento de datos	13
2.9. Random Forest.....	13
2.10. Red Neuronal Convolucional	14

2.11. Softmax	16
2.12. Backpropagation	16
2.13. ImageNet.....	17
2.14. COCO	17
2.15. CIFAR-10	17
2.16. InceptionV3.....	17
2.17. Resnet50	18
2.18. MobileNet	19
2.19. MnasNet	20
2.20. Glosario	21
CAPÍTULO 3: ESTADO DEL ARTE	25
3.1. Metodología de la investigación	25
3.2. Planeamiento	25
3.3. Desarrollo	28
3.4. Resultados	28
3.5. Análisis.....	29
3.5.1. <i>¿Qué variables se utilizan para determinar la edad de una equimosis en seres humanos vivos?</i>	29
3.5.2. <i>¿Qué métodos existen para la datación de equimosis en seres humanos vivos?</i>	32
3.5.3. <i>¿Qué métodos existen para la segmentación de imágenes de equimosis en seres humanos?</i>	35
3.5.4. <i>¿Qué algoritmos existen para la clasificación de imágenes de equimosis?</i>	37
3.6. Conclusiones	39
CAPÍTULO 4: MÉTODO DE DATACIÓN DE EQUIMOSIS	42
4.1. Aporte.....	42
4.2. Protocolo de captura de imágenes	43
4.3. Preprocesamiento de datos	45
4.4. Aprendizaje	46
4.5. Clasificación.....	47
CAPÍTULO 5: EL SOFTWARE.....	49

5.1. Arquitectura.....	49
5.2. Requisitos.....	51
5.2.1. Roles.....	52
5.2.2. Requisitos funcionales.....	52
5.2.3. Requisitos no funcionales	53
5.2.4. Modelo de Casos de Uso	54
5.3. Metodología de desarrollo	55
5.3.1. Iteración 1: Plan de Trabajo de Tesis.....	55
5.3.2. Segunda y tercera Iteración.....	60
5.3.3. Última Iteración	61
5.4. Diagrama de base de datos	61
5.5. Limitaciones	62
5.6. Pruebas de software.....	63
5.7. Funcionamiento.....	63
CAPÍTULO 6: VALIDACIÓN	66
6.1. Conjunto de datos.....	66
6.2. Implementación	69
6.3. Métricas	72
6.4. Discusión de resultados.....	73
CAPÍTULO 7: CONCLUSIONES	77
7.1. Conclusiones	77
7.2. Trabajos futuros	78
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	79
ANEXOS	85
ANEXO A. Modelo de Calidad del Software	85
ANEXO B. Producción científica de la investigación	88
ANEXO C. Ranking Scimago de la revista	89

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Escalas de datación y coloración de equimosis	2
Tabla 2. Cadenas de búsqueda	26
Tabla 3. Criterios de inclusión y exclusión	27
Tabla 4. Variables para determinar la edad de una equimosis	31
Tabla 5. Métodos para determinar la edad de una equimosis	34
Tabla 6. Métodos para segmentación de imágenes	36
Tabla 7. Algoritmos para clasificación de imágenes	39
Tabla 8. Protocolo de captura de imágenes	44
Tabla 9. Requisitos funcionales	52
Tabla 10. Requisitos no funcionales	53
Tabla 11. Plan de iteraciones	56
Tabla 12. Descripción de voluntarios	67
Tabla 13. Distribución del conjunto de datos por clase	68
Tabla 14. Modelos de datación de equimosis entrenados	70
Tabla 15. Precisión para cada modelo entrenado	73
Tabla 16. Resultados para los modelos basados en MnasNet	74
Tabla 17. Matriz de Confusión para el modelo M19	75
Tabla 18. Características del modelo de calidad	86

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Prevalencia de violencia física y/o sexual en mujeres por región, según la Organización Mundial de la Salud	4
Figura 2. Violencia contra la mujer, ejercida alguna vez por el esposo o compañero, 2009-2016	5
Figura 3. Imagen original, kernel, convolución y activación con ReLU	15
Figura 4. Proceso de revisión de literatura	28
Figura 5. Artículos seleccionados, por año	29
Figura 6. Método de datación de equimosis	43
Figura 7. Fotografía de equimosis, original y pre procesada	46
Figura 8. Ciclo de experimentación de aprendizaje	47
Figura 9. Diagrama de Componentes Lógicos	49
Figura 10. Diagrama de Despliegue	51
Figura 11. Diagrama de Casos de Uso	55
Figura 12. Prototipo Registrar caso de equimosis	57
Figura 13. Prototipo Búsqueda de casos de equimosis	58
Figura 14. Prototipo de vista previa de Informe de Caso	59
Figura 15. Prototipo de Informe de Caso de Equimosis en formato PDF	60
Figura 16. Diagrama entidad relación	62
Figura 17. Registrar caso de equimosis	64
Figura 18. Resultados de clasificación de equimosis	65
Figura 19. Modelo de Calidad del Software	85
Figura 20. Carátula del artículo publicado en el Journal of Forensic Sciences con DOI 10.1111/1556-4029.14578	88
Figura 21. Detalle del ranking Scimago del Journal of Forensic Sciences	89
Figura 22. Ranking Scimago del Journal of Forensic Sciences	90

RESUMEN

La datación (determinar la edad) de una equimosis es importante en casos de violencia física, con implicancias medicolegales. El método más común consiste en usar escalas de colores, pero estudios demuestran que este método tiene un 50 % de precisión, ya que la evolución de una equimosis es muy variable. Esta tesis propone un método basado en redes neuronales convolucionales profundas para datación de equimosis haciendo uso solo de fotografías. Se construyó un conjunto de datos de fotografías de equimosis a través de un experimento controlado, obteniendo 2140 fotografías, siguiendo un protocolo de captura de imágenes diseñado para esta investigación. Posteriormente, 20 variantes de modelos de redes neuronales convolucionales profundas, basadas en las arquitecturas InceptionV3, Resnet50, MobileNet y MnasNet, fueron entrenados. Se aplicaron técnicas como transferencia de aprendizaje, validación cruzada y aumento de datos. Durante el análisis de los resultados, se halló que los modelos basados en MnasNet tienen el mejor desempeño, con un 97 % de precisión y sensibilidad, y 99.5 % de especificidad, excediendo lo reportado en la literatura. El mejor modelo obtenido fue implementado en una aplicación web, con los requerimientos funcionales definidos por un especialista forense del Instituto de Medicina Legal del Perú.

Palabras clave: equimosis, datación, aprendizaje profundo, redes neuronales

ABSTRACT

Bruise dating (determining the age) is important in physical violence cases, carrying medicolegal implications. Using color scales is the most common method, but several studies show this method reaches only 50% of precision, since the evolution of a bruise is highly variable. This thesis proposes a deep convolutional neural network method for bruise dating using only photographs. A 2140-photographs dataset was built thru a controlled experiment, following an image capture protocol specially design for this investigation. Later, 20 deep convolutional neural network models, based on the architectures InceptionV3, Resnet50, MobileNet and MnasNet, were trained. Techniques such as transfer learning, cross validation and data augmentation were applied. During the results analysis, it was found that the MnasNet-based models got the best performance, reaching 97% precision and sensitivity, and 99.5% specificity, exceeding the 50% reported in the literature. The best model was implemented in a web application, according to the functional requirements provided by a forensic specialist with the Instituto de Medicina Legal del Perú.

Keywords: bruise, dating, deep learning, neural networks

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN

1.1. Situación problemática

La violencia contra la mujer es un problema social a nivel mundial y en el Perú. En ese contexto, un golpe puede producir una equimosis, que es el sangrado interno de la piel debido a la ruptura de un vaso sanguíneo. Puede ser causada por un impacto con un objeto sin filo, sin desgarrar ni cortar la piel. Por ello, la sangre escapa de los vasos sanguíneos cercanos a la superficie de la piel quedando atrapada bajo la misma. Esto genera una coloración en la superficie de la piel, la cual muestra una variedad de colores y escalas, y puede ser visible por 30 días hasta su desaparición. En ese sentido, la literatura médica reporta el uso de escalas temporales basadas en la coloración de la equimosis para determinar su edad, visualizando la lesión *in situ* o a través de fotografías. Por ejemplo, Camps indica que una equimosis muestra el color rojo inmediatamente después de ser infringida, luego se torna púrpura oscuro o negro, posteriormente, verde entre los días 4 y 5, amarillo entre el día 7 y 10, y desaparece al día 14 o 15. En (Langlois y Gresham, 1991), se presenta una revisión literaria de escalas de datación de equimosis existentes hasta el año 1991 (ver tabla 1). Las escalas son similares en cuanto a la secuencia de cambios en la coloración de la equimosis, pero difieren en los tiempos de los cambios, pese a que todas terminan en los colores verde y amarillo.

Tabla 1. Escalas de datación y coloración de equimosis

Fuente	Color	Edad
Camps	Rojo	Inmediatamente
	Púrpura oscura / negro	Poco después
	Verde	4 a 5 días
	Amarillo	7 a 10 días
	Desaparición	14 a 15 días
Glaister	Violeta	Inmediatamente
	Azul	Día 3
	Verde	5 a 7 días
	Amarillo	8 a 10 días
	Desaparición	13 a 18 días
Polson y Gee	Rojo oscuro / rojo y negro	Menos de 24 horas
	Verduzco	Día 7
	Amarillento	Día 14
	Desaparición	Hasta 30 días
Smith y Fides	Rojo	Inmediatamente
	Púrpura / negro	Poco después
	Verde	4 a 5 días
	Amarillo	7 a 10 días, pero pequeño y superficial en el día 3
	Desaparición	14 a 15 días

Fuente. Adaptado de (Langlois y Gresham, 1991)

Por otro lado, la evolución de una equimosis, desde su aparición hasta su remisión, es afectada por diversos factores, como edad, sexo, raza, color de la piel, ubicación, tamaño, profundidad e intensidad de la lesión, enfermedades de la sangre (diabetes, hemofilia, leucemia), entre otros. En ese sentido, la

variabilidad es tal que no existe un método confiable para la datación (determinación de la edad) de una equimosis en seres humanos vivos. El problema ha sido estudiado desde la perspectiva médica forense, gracias al uso de técnicas histológicas, genéticas, cromatográficas, sin éxito y con baja precisión (40 %), pero no ha sido abordado desde las ciencias de la computación hasta ahora, específicamente en el área del aprendizaje de máquina.

1.2. Formulación del problema

¿Es posible definir un método para determinar la edad de una equimosis usando un modelo de aprendizaje profundo, entrenado con fotografías de este tipo de lesiones en seres humanos vivos, que sobrepase la precisión reportada en el estado del arte?

1.2.1. Problemas específicos

A fin de abordar el problema principal de esta investigación, es necesario considerar los siguientes problemas específicos:

- ¿Qué investigaciones científicas han abordado el problema previamente?
- ¿Existe un conjunto de datos de fotografías de equimosis en seres humanos vivos que puedan ser usados para entrenar un modelo de aprendizaje profundo?
- ¿Cómo realizar experimentos de datación de equimosis con modelos de aprendizaje profundo para determinar el modelo con mayor precisión?

1.3. Justificación teórica

No existen estudios para el problema de esta investigación en el ámbito de las ciencias de la computación usando Aprendizaje Profundo. Sin embargo, existen estudios que usan aprendizaje profundo para problemas similares, como clasificación de imágenes médicas. Asimismo, (Llajaruna et al., 2012) aborda el problema de la datación de equimosis usando redes neuronales convencionales,

pero usando variables demográficas y el color de la equimosis en escala RGB como entrada del modelo.

1.4. Importancia

Según la Organización Mundial de la Salud (World Health Organization, 2013), la prevalencia de abuso físico o sexual contra la mujer es del 30 % a nivel global, y 29.8 % a nivel de América, según se observa en la figura 1.

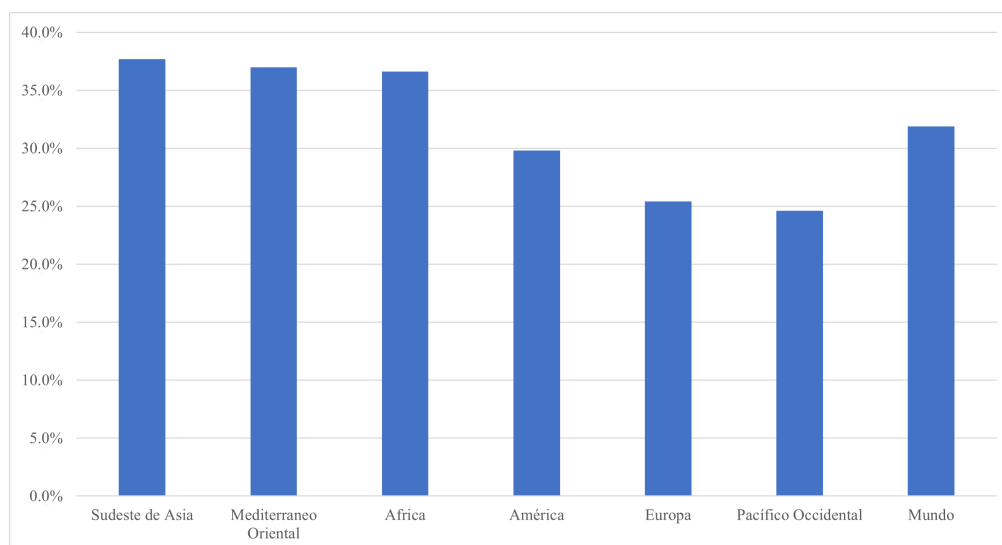


Figura 1. Prevalencia de violencia física y/o sexual en mujeres por región, según la Organización Mundial de la Salud.

Fuente. Adaptado (World Health Organization, 2013)

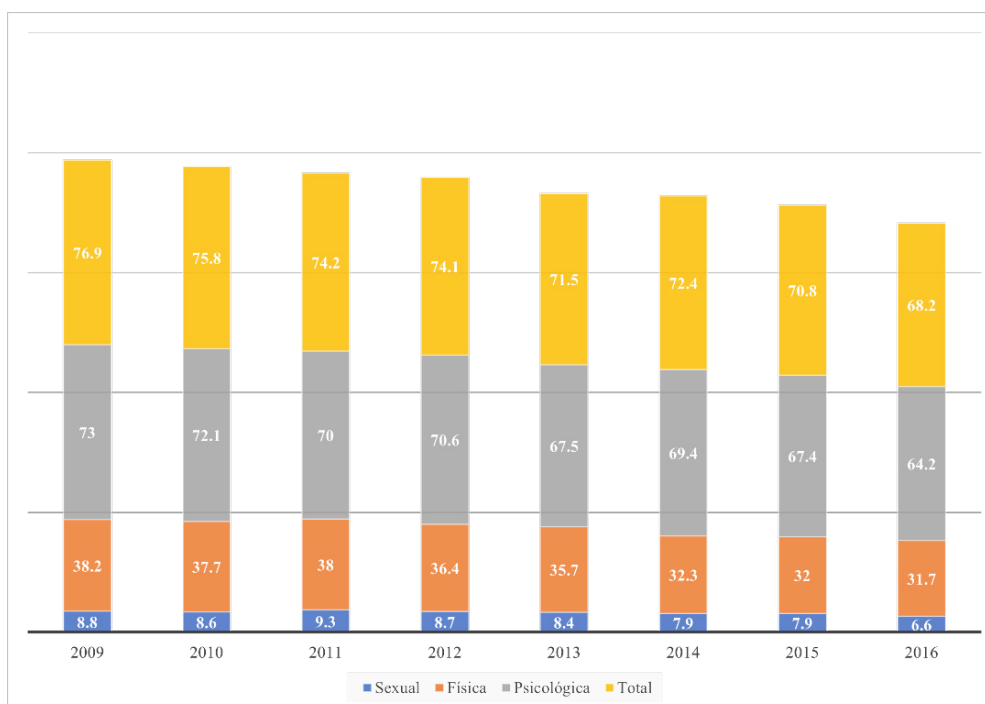


Figura 2. Violencia contra la mujer, ejercida alguna vez por el esposo o compañero, 2009-2016.

Fuente. Adaptado (INEI, 2017)

En Perú, el 31.7 % de mujeres reportó haber sufrido violencia física en el año 2016, según la figura 2 (INEI, 2017). Asimismo, se reportaron 164 488 denuncias por violencia familiar en el 2016, de las cuales 73 413 fueron por violencia física.

El Instituto de Medicina Legal prestó 749 876 servicios clínicos forenses durante el año 2016, donde el 71 % estuvo constituido por exámenes clínicos forenses (Ministerio Público del Perú, 2016), los cuales pueden incluir el procedimiento de crono cromo diagnóstico de la equimosis (Perú, 2014). Asimismo, el 24.85 % (151 619) de delitos a nivel nacional, en el año 2016, fueron contra la vida, el cuerpo y la salud.

Además, la importancia de esta investigación es de carácter social, ya que brindaría una herramienta para la lucha contra la violencia familiar y la justicia para las víctimas.

1.5. Motivación

Este problema ha sido abordado y estudiado principalmente desde las áreas de la medicina, biología y genética (Ishida et al., 2015; Ross et al., 2015). Algunos de estos estudios incluyen experimentos con animales (Barington et al., 2017; Yagi et al., 2016). Si bien existen estudios basados en análisis y procesamiento de imágenes (Harris et al., 2018; Scafide et al., 2016), y la óptica (Vidovic et al., 2015), no existen estudios al respecto, desde el punto de vista de las ciencias de la computación, ni técnicas de aprendizaje profundo.

Por otro lado, los estudios existentes incluyen mayoritariamente personas de piel blanca en sus experimentos (Grossman et al., 2011; Pilling et al., 2010; Stam et al., 2011), lo cual constituye una realidad distinta a la de América Latina, y al Perú, particularmente, donde el mestizaje es característico.

La inspección visual es una de las técnicas más comunes en estos casos (Langlois, 2007). Sin embargo, varios estudios indican que este método de inspección visual no es confiable (Pilling et al., 2010). Asimismo, no existe un conjunto de datos de equimosis lo suficientemente grande que pueda ser utilizado en investigaciones de este tipo.

Una búsqueda de las palabras clave “bruise dating”, en Web of Science, Scopus y Google Scholar, revela que no existen estudios sobre el tema desde la perspectiva de las ciencias de la computación, inteligencia artificial y procesamiento de imágenes. Sin embargo, sí existen estudios para problemas similares con el uso de inteligencia artificial. La técnica de aprendizaje profundo logra una precisión de 90.16 % para el diagnóstico del glaucoma (Bechar et al., 2018), 82.95 % para psoriasis (Pal et al., 2018), y 82.3 % para enfermedades pulmonares (Zhang et al., 2018). También, en el diagnóstico de melanoma

(Hekler et al., 2019), que afecta la piel y presenta una variedad de colores, como en el caso de la equimosis.

1.6. Objetivos

1.6.1. Objetivo general

Definir un método de datación de equimosis en seres humanos vivos, usando Aprendizaje Profundo y fotografías, que supere la precisión reportada por el estado del arte.

1.6.2. Objetivos específicos

Para lograr el objetivo general de la presente investigación, es necesario alcanzar los siguientes objetivos específicos:

OE1. Realizar una revisión de la literatura para identificar los métodos, modelos y variables utilizadas para la datación de equimosis.

OE2. Recolectar un conjunto de datos de fotografías de equimosis para el entrenamiento de una red neuronal artificial.

OE3. Realizar un experimento de datación de imágenes de equimosis usando técnicas de Aprendizaje Profundo para comprobar que el nuevo método de datación de equimosis propuesto tiene una precisión mayor a la reportada en la literatura, que actualmente llega al 40% con el método de inspección visual.

1.7. Propuesta

Elaborar un método para la datación de equimosis usando técnicas de Aprendizaje Profundo y Ciencias de la Computación, a fin de brindar una herramienta de apoyo para la comunidad médica forense y mejorar la precisión del diagnóstico en la datación de equimosis. Se propone probar 20 variantes de

modelos usando 4 arquitecturas de redes neuronales convolucionales profundas, aprendizaje profundo, validación cruzada y aumento de datos. Asimismo, se propone definir un protocolo para la captura de fotografías de equimosis, a fin de lidiar con datos uniformes.

1.8. Organización de la tesis

Esta tesis consta de siete capítulos que se describirán a continuación.

El capítulo 1 aborda la introducción de esta investigación, describiendo la situación problemática, formulación del problema, justificación, importancia, motivación, objetivos y propuesta.

El marco teórico es explicado en el capítulo 2, donde se expone conceptos como redes neuronales convolucionales, arquitecturas como Resnet50, InceptionV3, MobileNet y MnasNet. Además, se incluye un glosario de términos y siglas.

La metodología de investigación, así como su planeamiento, desarrollo, resultados y análisis, están incluidos en el capítulo 3, al igual que el estado del arte sobre las variables, métodos y algoritmos para la datación de equimosis.

El capítulo 4 describe el método de datación de equimosis propuesto, el cual constituye el aporte de esta investigación.

El capítulo 5 describe una implementación del método de datación de equimosis a través de un software con arquitectura web.

La validación del método de datación de equimosis se presenta en el capítulo 6, donde se incluye la discusión de los resultados obtenidos.

Finalmente, el capítulo 7 contiene las conclusiones y trabajos futuros.

CAPÍTULO 2: MARCO TEÓRICO

En este capítulo revisamos algunos conceptos sobre equimosis, procesamiento de imágenes y aprendizaje automático, a fin de facilitar la lectura del presente trabajo.

2.1. Datación de Equimosis

Una equimosis es una lesión en la piel debido a un golpe con un objeto contundente que causa el rompimiento de los vasos sanguíneos y la dispersión de sangre debajo de la piel. Esto genera cambios de coloración en la piel hasta la desaparición de la lesión (Langlois y Gresham, 1991).

Por tanto, la datación es un método para determinar la cantidad de días transcurridos desde que una equimosis fue infringida en un ser humano vivo.

2.2. Escala de Fitzpatrick

Método desarrollado por el dermatólogo estadounidense Thomas B. Fitzpatrick, en 1975, para determinar la respuesta de los diferentes tipos de piel humana ante la luz ultravioleta, la cual depende de la pigmentación o color de la piel (Harris et al., 2018).

Esta escala define seis (6) tipos de piel, asociados a una pigmentación característica. El tipo de piel se determina a través de una serie de preguntas que arrojan una puntuación.

- Tipo I: puntuación de 0 a 6. Nunca se broncea, siempre sufre quemaduras. Las personas con este tipo de piel suelen tener pecas, y una pigmentación muy pálida.
- Tipo II: puntuación de 7 a 13. Se broncea muy poco, usualmente sufre quemaduras.
- Tipo III: puntuación de 14 a 20. Se broncea uniformemente, a veces sufre quemaduras moderadas.
- Tipo IV: puntuación de 21 a 27. Siempre se broncea bien, se quema muy poco.
- Tipo V: puntuación de 28 a 34. Se broncea muy fácilmente, rara vez sufre quemaduras.
- Tipo VI: puntuación de 35 a 36. Nunca sufre quemaduras.

De lo anterior se deduce que el color de la piel varía de blanco a negro, donde el Tipo I es el color más claro, y el Tipo VI el más oscuro.

2.3. Matting

Es un método para extraer objetos de imágenes en el que se crea una máscara de opacidad (matte) para separar una imagen en dos capas: fondo y primer plano (Cho et al., 2018). En este caso, la principal dificultad consiste en determinar los tonos de los colores en los bordes de los objetos.

2.4. Aprendizaje profundo

En el ámbito de la inteligencia artificial, es una rama del aprendizaje de máquina basado en el uso de redes neuronales profundas, es decir, con muchas capas ocultas (He et al., 2016). Es un área que ha tenido un desarrollo acelerado en la última década, con la popularización de la computación en la nube y el incremento de poder de cómputo.

En el ámbito de la inteligencia artificial y las ciencias de la computación, una red neuronal es un conjunto de neuronas conectadas entre sí y organizadas en capas. Una red neuronal tiene una capa de entrada, múltiples capas ocultas intermedias y una capa final de salida. Los datos de entrada pueden ser variables discretas, continuas, booleanas o imágenes, además, el resultado de la capa de salida puede ser un valor continuo en el caso de una regresión, o un valor discreto en una clasificación, como es el caso del problema de datación de equimosis.

Por otro lado, toda red neuronal tiene una estructura, determinada por la cantidad y tipo de capas, la cantidad y tipo de neuronas en cada capa, la conexión entre las neuronas, las funciones de activación, entre otros. Ejemplos conocidos son las arquitecturas InceptionV3, Resnet50, MobileNet y MnasNet.

2.5. Transferencia de aprendizaje

Consiste en reutilizar un modelo de aprendizaje de máquina entrenado para una tarea, y reentrenarlo para una nueva tarea, similar a la original. Esto permite un menor tiempo de entrenamiento.

2.6. Validación cruzada

Consiste en dividir el conjunto de datos de entrenamiento en un número determinado de grupos (k), a fin de entrenar el modelo " k " veces, los cuales son usados para entrenamiento y validación. Esto permite reducir el sesgo del modelo entrenado cuando el conjunto de datos es pequeño.

2.7. Aumento de datos

Es la técnica para incrementar la cantidad de instancias para entrenar un modelo, cuando se dispone de pocos datos (Perez y Wang, 2017).

2.8. Procesamiento de datos

Conjunto de actividades que permiten limpiar, corregir y transformar los datos para que puedan ser usados en el entrenamiento de un modelo de aprendizaje de máquina.

2.9. Random Forest

Significa bosques aleatorios. Es uno de los algoritmos de aprendizaje supervisado más conocidos, y fáciles de implementar y entender, a diferencia de las redes neuronales. Se puede usar para problemas de regresión y clasificación de datos. Consiste en generar aleatoriamente cierta cantidad de árboles de decisión, y entrenar el modelo con un conjunto de datos. De esta forma, cada árbol da un resultado distinto, pero el resultado final sería el promedio en casos de regresión, y la categoría con mayor número de votos, en caso de clasificación. Se basa en la premisa de que los resultados de un conjunto de árboles de decisión son mejores que los de solo uno (Breinman, 2001).

Sus principales hiperparámetros son los siguientes:

- Número de instancias: tamaño del subconjunto de datos, seleccionados aleatoriamente, que se usa para entrenar cada árbol de decisión. Puede ser un número entero o un porcentaje. Mientras el valor sea más pequeño, cada árbol de decisión será más diferente de los demás, lo cual reduce la correlación entre los árboles de decisión.
- Número de características: se seleccionan aleatoriamente para entrenar cada árbol de decisión. Es el parámetro más importante. Se recomienda

usar un valor de $1/3$ del total de características para regresión, y la raíz cuadrada del total de características para clasificación.

- Número de árboles: cantidad de árboles a generar. Se recomienda probar incrementando el valor hasta estabilizar el desempeño del modelo.
- Profundidad de los árboles: cantidad de niveles de cada árbol de decisión.

2.10. Red Neuronal Convolutiva

Es un tipo de red neuronal usada para la clasificación de imágenes, así como la detección de objetos. Se basa en el uso de filtros para la detección de elementos de una imagen, de menor a mayor complejidad (p. ej., líneas, curvas, ojos, orejas, rostro) a medida que se aleja de la capa de entrada (Cho et al., 2018).

Una imagen digital en escala de grises puede ser representada como una matriz de $n \times n$ píxeles, cuyos valores son convertidos previamente a una escala de 0 a 1, constituyendo el dato de entrada de la red neuronal.

Luego, gracias al uso de distintos tipos de filtros (un conjunto de kernels o pequeñas matrices de 1×1 , 3×3 , 5×5), se realizan las convoluciones: el producto escalar de las matrices que representan una sección de la imagen y un kernel. Esta operación se realiza desplazando el kernel hasta recorrer toda la imagen, de izquierda a derecha y de arriba abajo, donde se genera una nueva matriz que será la primera capa oculta de la red neuronal convolutiva. Si la imagen fuera a colores, se utilizaría 3 kernels de 3×3 , y el resultado sería 3 nuevas matrices que constituirían la primera capa oculta. Estas matrices resultantes pueden considerarse imágenes nuevas que representan características o elementos primitivos de la imagen original.

Tomando como entrada la salida de la capa oculta previa, se realiza el mismo proceso para las capas ocultas subsiguientes, aplicando convoluciones con distintos números de filtros y distintos tipos de kernels. A medida que las capas

se acercan a la capa final, estas son capaces de detectar elementos más complejos, se incrementa el número de filtros, y se reducen las dimensiones de las capas.

Adicionalmente, antes de realizar una nueva convolución, se suele aplicar una función de activación, como ReLU, donde $f(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases}$. Luego, se aplica un pooling (muestreo) de las neuronas más representativas de la matriz, a fin de reducir las dimensiones de las matrices, sin incurrir en pérdida de información, y mejorar la eficiencia computacional de la red neuronal. Por ejemplo, una matriz de 4x4 se divide en 4 cuadrados de 2 x 2, se toma el valor máximo de los elementos de cada recuadro, y se obtiene una nueva matriz de 2x2.

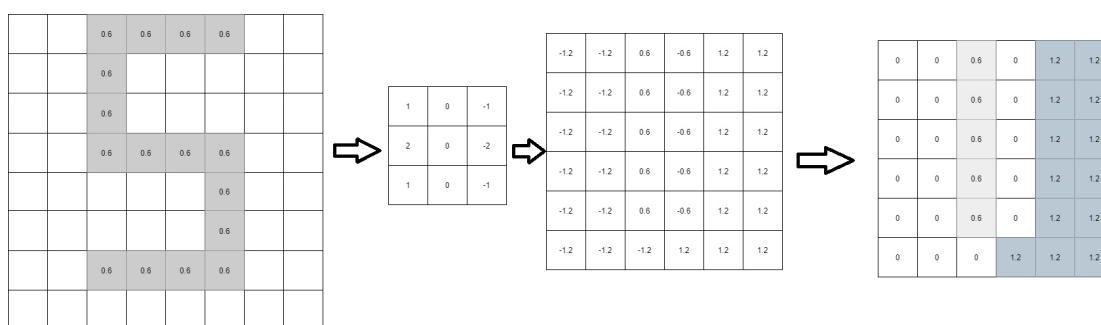


Figura 3. Imagen original, kernel, convolución y activación con ReLU.
Fuente. Elaboración propia

Es importante indicar que el entrenamiento de una red neuronal convolucional consiste en determinar los valores de los píxeles de los kernels usando algoritmos como backpropagation.

Finalmente, la matriz resultante de la última convolución se aplana y convierte en un vector, creando una capa completamente conectada. A las neuronas de esta capa se les aplica una función de activación como Softmax, conectándose con la capa de salida, la cual suele tener una cantidad de neuronas igual a las clases

que la red neuronal es entrenada para reconocer. Por ejemplo, si la red debe clasificar imágenes de perros y gatos, la capa de salida debe tener 2 neuronas.

2.11. Softmax

Es una función que genera una distribución de probabilidades del tamaño de la capa de salida. La neurona con mayor valor indica la clase a la que pertenece la imagen. Softmax aplica la función exponencial a cada elemento del vector e^x , y lo normaliza dividiendo cada valor con la sumatoria de los exponenciales, de manera que los valores finales sumen 1, esto es, constituyan una distribución de probabilidades.

2.12. Backpropagation

En español, propagación hacia atrás. Algoritmo para entrenar redes neuronales, creado en 1970, pero difundido en un artículo científico de 1986 escrito por David Rumelhart, Geoffrey Hinton y Ronald Williams. Consiste en ajustar repetidamente los pesos de las conexiones entre las neuronas de la red, a fin de minimizar el error, esto es, la diferencia entre la salida de la red y el resultado esperado (Rumelhart et al, 1986). De esta forma, la red puede aprender y representar nuevas e importantes características de los datos.

Al propagar el error global hacia atrás, se debe calcular la contribución individual de cada neurona. Para ello, se usan derivadas parciales de los pesos y sesgos de cada neurona respecto del resto de neuronas de la misma capa, y respecto de las capas previas. Además, hace uso intensivo de la regla de la cadena para derivación de funciones.

2.13. ImageNet

Es un conjunto de datos usado como referencia para comparar el desempeño de modelos de redes neuronales en tareas como clasificación de imágenes y detección de objetos (Deng et al., 2009). Contiene más de 14 millones de imágenes pertenecientes a más de 20 000 categorías.

2.14. COCO

Es un conjunto de datos usado como referencia para comparar el desempeño de modelos de redes neuronales en tareas como clasificación de imágenes y detección de objetos. Contiene más de 123 000 imágenes pertenecientes a 80 categorías (Lin et al., 2014). Es mucho más pequeño que ImageNet.

2.15. CIFAR-10

Es un conjunto de datos usado como referencia para comparar el desempeño de modelos de redes neuronales en tareas como clasificación de imágenes y detección de objetos. Contiene más de 60 000 imágenes pertenecientes a 10 categorías (Krizhevsky, 2009). Es mucho más pequeño que ImageNet y COCO.

2.16. InceptionV3

Es la tercera versión de una arquitectura de red neuronal convolucional para análisis de imágenes y detección de objetos (Szegedy et al., 2016). La primera versión fue creada por Google en 2014, durante el ILSVRC, estableciendo el estado del arte en detección y clasificación de imágenes con el conjunto de datos ImageNet.

Su objetivo es alcanzar mayor eficiencia computacional a través de la factorización de convoluciones, reemplazando filtros grandes, de 7x7 o 5x5, por

una concatenación de filtros más pequeños (3x3), o filtros asimétricos (1 x n, n x 1). A su vez, trata de minimizar la pérdida de información al reducir las dimensiones de las capas. También, usa clasificadores auxiliares como regularizadores.

El resultado final es una red de 42 capas, 2.5 más cara computacionalmente que la primera versión de Inception, pero con un error de 4.2 %, menos de la mitad del 9.15 % de la versión original.

2.17. Resnet50

Es el modelo ganador del ILSVRC 2015 y COCO 2015, creado por Microsoft (He et al., 2016). Obtuvo un error de 3.57 % con un modelo de 152 capas, entrenado con el conjunto de datos ImageNet. Fue probado con modelos de 100 y 1000 capas para el conjunto de datos CIFAR-10.

El modelo plantea la premisa que la profundidad de la representación es muy importante en las tareas de reconocimiento visual, por lo cual busca obtener un modelo con menor error, usando redes con mayor número de capas.

Sin embargo, las redes más profundas no convergen a una solución, debido al problema del desvanecimiento de la gradiente. Una solución es usar normalización en la inicialización y en capas intermedias, junto con SGD y backpropagation. Pero esto conlleva a otro problema: la degradación de la precisión durante el entrenamiento. A mayor profundidad de una red, mayor es el error.

Ante ello, el aporte del modelo es el uso de capas que aprenden una función residual. Para ello, implementa bloques de 2 o 3 capas, con conexiones con atajo, saltando una o más capas. Esto no requiere más parámetros ni poder computacional adicional. Estas conexiones suman la entrada original con el resultado previo a la salida del bloque, y luego aplican la función ReLU, lo que se

denomina Identity Mapping (mapeo de identidad). El resultado final del bloque es la entrada para el siguiente bloque de la red. La versión de Resnet50 usada en esta tesis es la versión que tiene 50 capas.

2.18. MobileNet

Es la red especializada para tareas de reconocimiento visual en aplicaciones móviles y embebidas (Howard et al., 2017). Fue creada por Google, en el año 2017, y probada con el conjunto de datos ImageNet. Obtiene una eficiencia 8 a 9 veces mayor, a costa de una pequeña reducción en la precisión. La primera capa de la red es una convolución completa. La penúltima capa es una completamente conectada, seguida por una capa con función de activación Softmax, para clasificación de imágenes. Tiene 28 capas, contando las convoluciones en profundidad y en punto por separado. El modelo base fue entrenado con la librería TensorFlow.

Como principal característica, usa convoluciones separables en profundidad (factorización), compuestas de una convolución en profundidad y una convolución en puntos (1x1). Primero, la convolución en profundidad aplica un filtro por canal de entrada. Luego, la convolución en puntos (1x1) combina los resultados de la convolución en profundidad. Una convolución en profundidad es más eficiente que una estándar, computacionalmente hablando. En resumen, aplica 2 pasos: filtro y combinación.

Por otro lado, hace uso de hiperparámetros para lograr el balance entre precisión y latencia: width multiplier (multiplicador de anchura) y resolution multiplier (multiplicador de resolución).

Width multiplier reduce la cantidad de canales de entrada y salida por este factor, que va de (0, 1]. Cuando este factor es 1, se trata de la versión básica de MobileNet. Si se aplica a la entrada y salida, reduce el costo computacional y la

cantidad de parámetros de manera cuadrática. Valores comunes son 0.75, 0.5 y 0.25

Resolution multiplier se aplica a la imagen de entrada, por lo que su representación en cada capa se reduce por el mismo factor, que va de (0, 1]. Reduce el costo computacional de manera cuadrática. Se define de modo que la resolución de la imagen de entrada sea 224, 192, 160 o 128 píxeles.

2.19. MnasNet

Consiste en un método automático para diseñar DCNN, propuesto por Google en 2019 (Tan et al., 2019a), ya que diseñar manualmente DCNN para dispositivos móviles es un reto, pues requiere balancear precisión y latencia, y el modelo debe ser pequeño y ligero. Es 1.8 veces más rápido que MobileNet, y tiene 4.8 menos parámetros que Resnet-50, alcanzando un 75.2 % de precisión y 78 ms de latencia en un teléfono Pixel. MnasNet ha sido implementado como parte de la librería TensorFlow.

La arquitectura del modelo MnasNet y sus parámetros son determinados a través de una búsqueda automática de una arquitectura de redes neuronales, optimizada para dispositivos móviles en términos de precisión y latencia, de este modo, se genera arquitecturas candidatas que son entrenadas y probadas en dispositivos móviles reales.

Propone usar un espacio de búsqueda jerárquico y factorizado, a fin de lograr diversidad en los tipos de capas que componen el modelo, compuesto a su vez de bloques, cada uno con cierto número de capas idénticas.

El espacio de búsqueda para cada bloque es el siguiente:

- Tipo de convolución: regular, en profundidad, cuello de botella invertido
- Tamaño de kernel: 3x3, 5x5

- Tasa de Apretón/Excitación: 0, 0.25
- Operaciones evitadas: pooling, identidad residual, ninguna
- Tamaño de filtro de salida: 0.75, 1.0, 1.25
- Número de capas por bloque: 0, +1, -1

Los valores del tamaño del filtro de salida y del número de capas por bloque toman como línea base el modelo MobileNetV2. De esta forma, cada bloque puede tener 324 configuraciones. Si buscamos un modelo con 5 bloques, tendríamos 3.5 billones de combinaciones que generan igual número de arquitecturas candidatas.

Luego, una RNN es usada para evaluar los modelos resultantes, calculando la recompensa minimizando la latencia y maximizando la precisión. Este ciclo se repite hasta hallar el mejor modelo que cumpla las restricciones de precisión y latencia para un conjunto de datos y una tarea específicos, optimizado para la ejecución en dispositivos móviles. Este método usa la latencia en vez de la cantidad de FLOPS como métrica de eficiencia computacional, ya que la latencia es una métrica más práctica para el uso del modelo en dispositivos móviles.

2.20. Glosario

- API: siglas en inglés para “Application Programming Interface”, es decir, interfaz de programación de aplicaciones.
- CD14: siglas en inglés para “cluster of differentiation 14”, es decir, clúster de diferenciación 14, una enzima humana relacionada al sistema inmune. Sirve para medir la respuesta inmune de los tejidos del cuerpo ante ciertas condiciones.
- CD32B: siglas en inglés para “cluster of differentiation 32 B”, es decir, clúster de diferenciación 32, tipo B. Se encuentra en la superficie de algunos tipos de células inmunes.

- CD68: siglas en inglés para “cluster of differentiation 68”, es decir, clúster de diferenciación 68, un tipo de proteína, usada como marcador histológico (referido a los tejidos del cuerpo humano).
- cDNA: siglas en inglés para “complementary DNA”, es decir, ADN complementario. Sintetizado con base en una molécula de RNA.
- CDR: siglas en inglés para “cup/disc ratio”, es decir, la proporción entre el tamaño de la copa y el disco ocular. Usado para diagnosticar algunas enfermedades oculares.
- CIELAB: siglas en francés para “Commission Internationale d’Eclairage $L^*a^*b^*$ ”, un estándar internacional para la medición del color. L^* representa la luminosidad de un objeto, a^* la variación de verde a rojo, y b^* la variación de azul a amarillo.
- CNN: siglas en inglés para “convolutional neural network”, es decir, redes neuronales convolucionales.
- Co-forest: variante semi-supervisada de la técnica Random Forest.
- DBN: siglas en inglés para “Deep Belief Network”, es decir, red de creencias profunda.
- DCNN: siglas en inglés para “Deep Convolutional Neural Network”, es decir, red neuronal convolucional profunda.
- Diámetro de Feret: el diámetro de un objeto, medido con una escala.
- EMIS: siglas en inglés para “ensemble margin instance selection”, es decir, selección de instancias de margen ensamblado.
- FCN: siglas en inglés para “fully convolutional neural network”, es decir, red neuronal completamente convolucional.
- FLOPS: siglas en inglés para “floating point operations per second”, es decir, operaciones de punto flotante por segundo. Es una medida de eficiencia computacional: a menor número de FLOPS requeridos por un algoritmo, se dice que el algoritmo es más eficiente.
- ILSVRC: siglas en inglés para “ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge”, es decir, desafío ImageNet de reconocimiento visual a gran escala, un concurso anual de software.

- Image J: software de dominio público para el procesamiento de imágenes digitales, escrito en el lenguaje de programación Java. Tiene versiones para los sistemas operativos Windows, Mac y Linux.
- IMoD: siglas en inglés para “implicit managing of demographics”, es decir, manejo implícito de información demográfica.
- JC: siglas en inglés para “Jaccard’s coefficient”, es decir, coeficiente de Jaccard. Es una medida estadística usada para evaluar la similaridad y diversidad conjuntos de muestras de datos.
- KNN: siglas en inglés para “K nearest neighbours”, es decir, “K” vecinos más cercanos, algoritmo que busca las instancias más cercanas conocidas para clasificar una nueva instancia.
- MMP-2: metaloproteinasa de matriz 2, enzima codificada por el gen MMP2 en los seres humanos. Usado en la histología para el análisis de los tejidos.
- MMP-9: metalopeptidasa de matriz 9, enzima codificada por el gen MMP9 en los seres humanos. Usado en la histología para el análisis de los tejidos.
- PLS: siglas en inglés para “partial least squares”, es decir, mínimos cuadrados parciales. Método estadístico para construir modelos de regresión lineal.
- qPCR: siglas en inglés para “quantitative polimerase chain reaction”, es decir, reacción en cadena de polimerasa cuantitativa, también conocida como PCR en tiempo real. Es una técnica que permite amplificar y cuantificar una muestra de ADN.
- RCPC: siglas en inglés para “ratio of correct pixel classification”, es decir, la proporción de píxeles clasificados correctamente. Usado en procesamiento de imágenes.
- RGB: siglas en inglés para “Red, Green, Blue”, sistema de medición del color usado en computadoras, basado en la combinación de rojo, verde y azul, con valores de 0 a 255 para expresar la intensidad de cada color en un píxel.

- ReLU: siglas en inglés para “rectified linear unit”, es decir, unidad lineal rectificada. Es una función de activación usada en redes neuronales.
- RNA: siglas en inglés para “ribonucleic acid”, es decir, ácido ribonucleico. Es una molécula similar al ADN, pero más sencilla.
- RNN: siglas en inglés para “Recurrent Neural Network”, es decir, red neuronal recurrente.
- SGD: siglas en inglés para “stochastic gradient descent”, es decir, descenso de gradiente estocástico. Método para minimizar funciones, usado en el entrenamiento de redes neuronales para minimizar el error.
- SVM: siglas en inglés para “support vector machine”, es decir, máquina de vector de soporte. Algoritmo de aprendizaje supervisado para la clasificación binaria de elementos. El objetivo es hallar una recta que brinde la máxima separación entre los puntos de datos de cada clase en el plano.

CAPÍTULO 3: ESTADO DEL ARTE

En este capítulo se describirá el estado del arte para el problema en estudio, incluyendo las técnicas aplicadas para abordar la solución al problema.

3.1. Metodología de la investigación

Para elaborar el estado del arte, se sigue el procedimiento de 3 fases propuesto por (Kitchenham y Charters, 2007):

- Planificación: se elaboran las preguntas de investigación, se determinan los bancos de artículos científicos que se usarán, así mismo, se establece el periodo de búsqueda y las palabras clave.
- Desarrollo: se ejecuta el plan, y se seleccionan los estudios primarios con base en los criterios de inclusión y exclusión.
- Resultados: se muestran los resultados del plan ejecutado, donde se incluye las estadísticas del proceso.

3.2. Planeamiento

Este estado del arte pretende responder las siguientes preguntas de investigación:

- Q1: ¿Qué variables se utilizan para determinar la edad de una equimosis en seres humanos vivos?
- Q2: ¿Qué modelos o métodos existen para la datación de equimosis en seres humanos vivos?

- Q3: ¿Qué métodos existen para la segmentación de imágenes de equimosis en seres humanos?
- Q4: ¿Qué algoritmos existen para la clasificación de imágenes de equimosis?

Para la búsqueda de artículos científicos, se utiliza el metabuscador ISI Thomson (Web of Science). De esta manera, no es necesario buscar en los repositorios de ACM Digital Library, IEEE, ScienceDirect o Elsevier por separado.

En la tabla 2, se muestra los criterios de búsqueda:

Tabla 2. Cadenas de búsqueda

Fuente	Cadena de búsqueda	Resultados
Web of Science	TS = (ecchymosis aging) AND PY = (2015-2020) AND DT = Article TS = (bruise age) AND PY = (2015-2020) AND DT = Article TS = (wound age) AND PY = (2015-2020) AND DT = Article AND SU = Legal Medicine TS = (wound age determination) AND PY = (2015-2020) AND DT = Article AND SU = Computer Science TS = (bruise age determination) AND PY = (2015-2020) AND DT = Article TS = (medical image classification) AND PY = (2015-2020) AND DT = Article AND SU = Computer Science TS = (bruise OR ecchymosis) AND PY = (2015-2020) AND DT=Article AND SU=Computer Science	725

TS = (bruise systematic review) AND PY =
(2015-2020) AND DT=Article

Fuente. Elaboración propia

El periodo de búsqueda es entre los años 2015 a 2020. Se identificaron 725 estudios potenciales.

Con base en esto, se aplican los criterios de inclusión y exclusión indicados en la tabla 3, a fin de seleccionar los artículos más relacionados al problema de investigación.

Tabla 3. Criterios de inclusión y exclusión

Criterios de inclusión	Criterios de exclusión
Relacionados al estado del arte sobre modelos para datación de equimosis en seres humanos	Publicaciones anteriores al año 2015, con excepciones (estudios relevantes)
Relacionados al estado del arte sobre clasificación de imágenes usando aprendizaje profundo	Whitepapers, posters, blogs, online videos
Deben ser artículos de un Journal con factor de impacto	
Periodo 2015 a 2020	
Cualquier otro que responda las preguntas de investigación directamente	

Fuente. Elaboración propia

3.3. Desarrollo

Los 675 estudios potenciales, indicados en la tabla 2, fueron sometidos a un proceso de revisión y selección, el cual se describe en la figura 4. Primero, se hizo un descarte mediante la revisión del título del artículo, de donde se obtuvo 47 artículos. Luego, a partir de una revisión del resumen y las conclusiones, se obtuvo 24 artículos que fueron incluidos en el estado del arte. En algunos casos, fue necesario revisar la introducción o el experimento, para determinar la inclusión o exclusión del artículo.

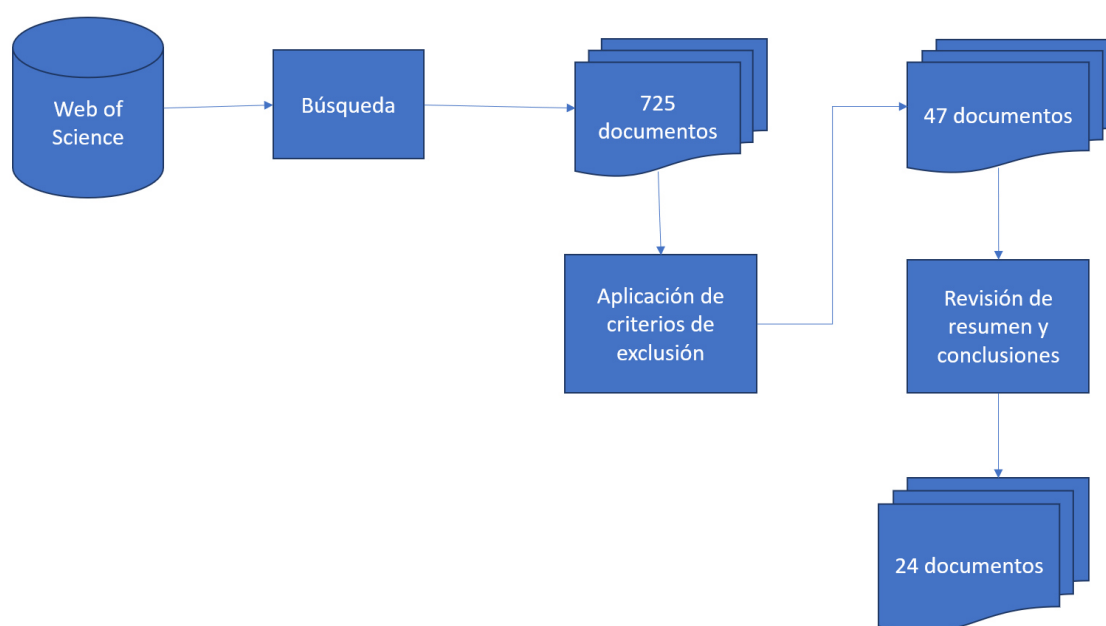


Figura 4. Proceso de revisión de literatura.

Fuente. Elaboración propia

3.4. Resultados

Veinticuatro (24) artículos fueron seleccionados para el estado del arte, incluyendo manuscritos aún por publicar, y un artículo del año 2012, excepcionalmente debido a su relevancia.

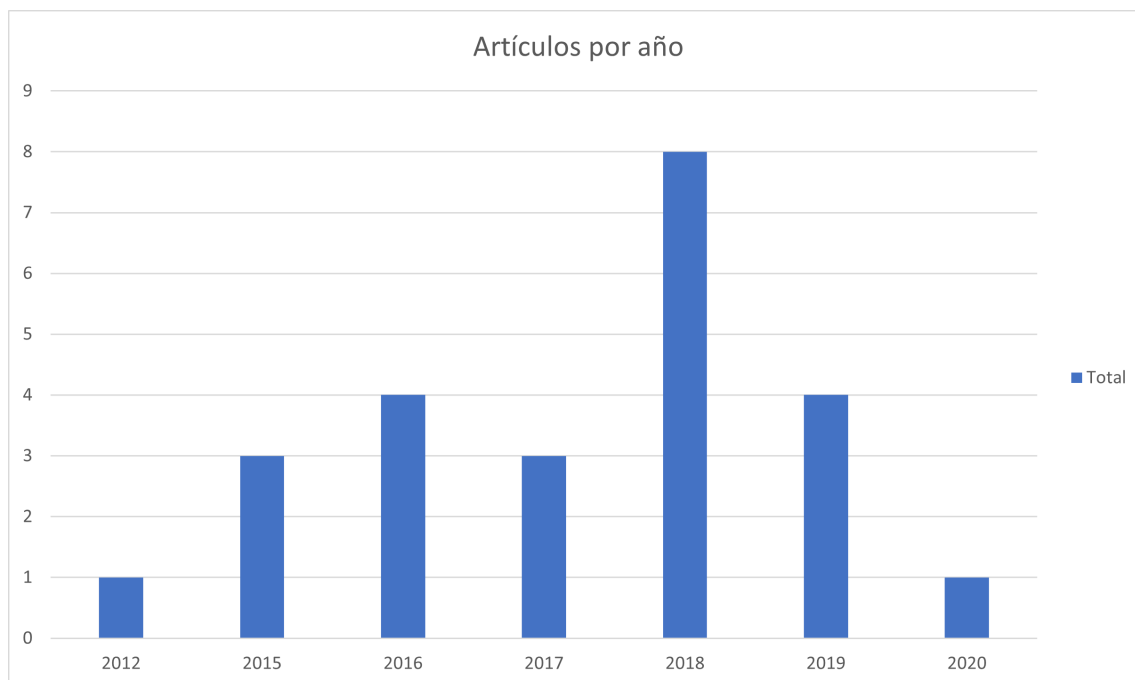


Figura 5. Artículos seleccionados, por año.

Fuente. Elaboración propia

3.5. Análisis

En esta sección se intenta responder las preguntas de investigación usando los veinticuatro (24) artículos incluidos en el estado del arte.

3.5.1. ¿Qué variables se utilizan para determinar la edad de una equimosis en seres humanos vivos?

Según Thavarajah et al. (2012), se incluyen el color de la equimosis, el grosor de la piel en la zona de la equimosis, el color de la piel, la edad y sexo del individuo, la percepción del color por parte del observador, la fuerza del impacto, el tamaño de la equimosis, la ubicación de la equimosis, la concurrencia con enfermedades de la sangre, vascularidad de la zona afectada y metabolismo de hemoglobina de la víctima, como variables, aunque solo se usó la diferencia de color entre la

piel y la equimosis para determinar la edad de la lesión. Se debe tener en cuenta que la muestra del estudio estaba compuesta por personas de piel oscura.

La expresión de los genes MMP-2 y MMP-9 se incluyen como variables en el estudio de (Ishida et al., 2015), aunque este artículo trata sobre heridas de la piel en general, no solo equimosis.

La deposición de energía láser en la piel lesionada por equimosis se menciona en (Vidovic et al., 2015). Sin embargo, este estudio investiga la evolución de la equimosis, no la determinación de la edad de la lesión directamente.

En Ross et al. (2015), se mencionan las siguientes variables: nivel hemosiderina, nivel de neutrófilos, nivel de macrófagos, lugar y fuerza del impacto, objeto usado, variabilidad individual, concurrencia con trauma cerebral y factores locales al área de la lesión. Sin embargo, este estudio trata de 2 casos de autopsias usando métodos histológicos.

En Yagi et al. (2016), las proteínas CD14, CD32B y CD68 son usadas como marcadores para determinar la edad de una herida en la piel, no solo para las equimosis. Sin embargo, este estudio fue realizado con ratones y seres humanos muertos.

Por otro lado, en Barington et al. (2017) se usa la expresión de los genes en muestras de grasa subcutánea como variable para determinar la edad de equimosis en cerdos. El artículo indica que este estudio puede extrapolarse a humanos, debido a la similitud fisiológica e inmunológica entre la piel humana y porcina.

Por otro lado, en (Harris et al., 2018) se menciona el color de la piel usando la escala de Fitzpatrick, la edad de la persona, ubicación y diámetro de la equimosis.

Tabla 4. Variables para determinar la edad de una equimosis

Estudio	Variables
(Thavarajah et al., 2012)	Color de la equimosis Grosor de la piel en la zona de la equimosis Color de la piel Edad del individuo Sexo del individuo Percepción del color por parte del observador Fuerza del impacto Tamaño de la equimosis Ubicación de la equimosis Enfermedades de la sangre Vascularidad de la zona afectada Metabolismo de hemoglobina de la víctima
(Ishida et al., 2015)	Expresión de los genes MMP-2 y MMP-9
(Ross et al., 2015)	Nivel de hemosiderina Nivel de neutrófilos Nivel de macrófagos Lugar y fuerza del impacto Objeto usado Variabilidad individual Concurrencia con trauma cerebral Factores locales al área de la lesión
(Vidovic et al., 2015)	Deposición de energía láser en la piel lesionada por equimosis
(Yagi et al., 2016)	Proteínas CD14, CD32B y CD68
(Barington et al., 2017)	Expresión de los genes
(Harris et al., 2018)	Color de la piel usando la escala de Fitzpatrick Edad de la persona

Ubicación y diámetro de la equimosis en la piel
lesionada por equimosis

Fuente. Elaboración propia

Finalmente, en la tabla 4, se puede ver un resumen de las variables utilizadas por diferentes estudios para determinar la edad de una equimosis. Debido a que la mayoría de los estudios pertenecen al ámbito médico, se puede ver que el uso de la expresión de ciertos genes como variables es común en 3 de 7 estudios. Sin embargo, dos (2) estudios usan el color de la piel y de la equimosis como variables.

3.5.2. ¿Qué métodos existen para la datación de equimosis en seres humanos vivos?

Thavarajah et al. (2012) propone la colorimetría tri estímulo como método para datación de equimosis en personas de piel oscura usando el espacio de colores CIELAB, donde se obtuvo un 95 % de precisión para determinar el color de la equimosis. En el experimento participaron once (11) hombres y nueve (9) mujeres, entre 18 y 55 años, de los cuales 2 eran caucásicos y el resto de Sri Lanka o India. Una equimosis fue provocada en la zona superior del brazo donde la piel es de color uniforme, usando una aspiradora de vacío por 25 minutos. Se tomaron fotos de una zona de control antes, y de la zona de la lesión, 10 minutos después de provocar la lesión, usando un espectrofotómetro tri estímulo, y una cámara digital convencional, para fines comparativos, hasta que el moretón no sea visible a simple vista. Durante el experimento, los valores L^* y b^* bajaron significativamente y luego subieron hasta normalizarse. El valor a^* sube y luego se normaliza. Esto indica un tránsito por los colores negro, azul y rojo. Las diferencias de los valores L^* y a^* son similares entre caucásicos y asiáticos. La mayor diferencia se dio en el valor b^* , ya que el color amarillo no es visible en la piel oscura. Asimismo, el comportamiento de este valor es opuesto a la tendencia en la piel clara. Con base a la diferencia de colores entre la piel normal y la equimosis, usando la escala de colores $L^*a^*b^*$, se pudo determinar la edad de la

lesión. Sin embargo, se demostró que el color amarillo no se percibe en la piel oscura, haciendo difícil la detección de una equimosis de este color.

Por otro lado, en Ross et al. (2015), se usa el método de análisis histológico, o sea, análisis de tejidos, para determinar la edad de una lesión de equimosis en la zona cráneo cervical en hombres adultos durante una autopsia. Aunque los individuos no están vivos, este estudio demuestra que la respuesta de los tejidos a una equimosis no siempre sigue una secuencia cronológica ordenada y predecible, presentando una alta variabilidad.

En Ishida et al. (2015), se propone el análisis inmunohistoquímico para la determinación de la edad de heridas en la piel, en general, no solo para equimosis. Los resultados permiten concluir que los genes MMP-2 y MMP-9 pueden ser usados como marcadores para la determinación de la edad de heridas. La presencia de más de 20 MMP-2 indican una edad de 7 a 12 días; más de 25, una edad de 9 a 12 días; más de 30 MMP-9, una edad de 3 a 14 días.

El método de detección inmunohistoquímico del gen CD14 combinado con la evaluación de los genes CD32B y CD68 es planteado en Yagi et al. (2016) para determinar la edad de heridas en general, no solo para equimosis, en ratones y humanos muertos. Se puede usar el CD14 como marcador para estimar la edad de heridas en la piel de 1 a 5 días. Una evaluación conjunta de CD32B y CD68 con CD14 permitirían mejorar la especificidad de la estimación de la edad de una lesión en la piel.

Barington et al. (2017) propone el uso de las firmas de expresión genética como método para determinar la fuerza del impacto y la edad de una equimosis en cerdos, con errores de ± 2 horas para rangos de edad de 1 a 10 horas. Se obtienen muestras de grasa subcutánea, se extrae RNA, se sintetiza cDNA y se aplica la técnica qPCR. Se recomienda usarla en conjunto con la evaluación histológica para mejores resultados.

En (Mesli et al., 2019), un bilirrubinómetro es usado para la datación de equimosis, hallando que la diferencia en niveles de bilirrubina entre la piel sana y la de una equimosis tiene un pico entre el día 4 y 5, decreciendo posteriormente.

Tabla 5. Métodos para determinar la edad de una equimosis

Estudio	Método
(Thavarajah et al., 2012)	Colorimetría tri estímulo
(Ishida et al., 2015)	Análisis inmunohistoquímico de MMP-2 y MMP-9
(Ross et al., 2015)	Análisis histológico
(Yagi et al., 2016)	Detección inmunohistoquímica del gene CD14 combinado con la evaluación de los genes CD32B y CD68
(Barington et al., 2017)	Firmas de expresión genética
(Mesli et al., 2019)	Bilirrubinómetro

Fuente. Elaboración propia

En conclusión, como se observa en la tabla 5, la mayoría de los métodos de datación de equimosis y heridas en la piel se dan en los ámbitos de la medicina, biología, química y genética. Solo un estudio (Thavarajah et al., 2012) utiliza un método de la física óptica basado en el color de la piel y el color de la equimosis.

En cuanto a la precisión de los métodos de datación de equimosis, se observa que (Barington et al., 2017) obtuvo un 95 % de confianza, usando PLS para analizar 13 genes. Mientras tanto, (Thavarajah et al., 2012) no presenta un

análisis de la precisión del método de colorimetría tri estímulo, sino un patrón de evolución del color a lo largo del tiempo usando el espacio de colores $L^*a^*b^*$.

3.5.3. ¿Qué métodos existen para la segmentación de imágenes de equimosis en seres humanos?

No existen métodos de segmentación de imágenes de equimosis en seres humanos, pero sí existen métodos de segmentación de imágenes médicas en general. Sin embargo, se requiere de un método objetivo y reproducible para la medición del tamaño de una equimosis.

Ante ello, Harris et al. (2018) hace un experimento para hallar el método más objetivo y consistente para la medición del tamaño de equimosis en imágenes fotográficas, donde el mejor método, es decir, con mayor correlación con las mediciones *in vivo*, es calculando el diámetro de Feret con imágenes convencionales usando el software Image J.

Por otro lado, en Bechar et al. (2018) se propone un enfoque para el diagnóstico automático de glaucoma denominado “Super pixels for semi-supervised segmentation” (SP3S). Para ello, requiere detectar la copa y el disco ocular en imágenes del fondo retinal ocular, automáticamente. Luego, se calcula el CDR. Si el CDR alcanza cierto valor, el diagnóstico de glaucoma es altamente probable. SP3S consiste en utilizar aprendizaje semi supervisado, específicamente Co-Forest, para la segmentación de imágenes del fondo retinal ocular, a fin de detectar la copa y el disco ocular, calcular el CDR y diagnosticar un caso de glaucoma automáticamente.

Asimismo, en Pal et al. (2018), se propone usar una red neuronal convolucional profunda para la segmentación de imágenes de biopsias de psoriasis de piel para diferenciar la dermis, epidermis y regiones que no son tejidos, con una precisión de 89 %. Se comparan 2 métodos: clasificación de super píxeles gracias al uso de DCNN, y segmentación donde se emplea FCN. RCPC y JC son usados como

métricas comparativas. La segmentación donde se usa FCN da los mejores resultados respecto a RCPC a nivel global, y JC por cada clase. Este artículo pre entrena un modelo con pocos datos etiquetados, y luego utiliza este modelo para clasificar automáticamente un conjunto de datos más grande, combinando así aprendizaje supervisado y semi supervisado.

Por otro lado, en Cho et al. (2018), se propone usar una DCNN profunda para integrar información local y no local, a fin de obtener mejores resultados en la separación del frente y el fondo de una imagen. La CNN propuesta toma como entrada alpha mattes (canal alfa del primer plano, o sea, una máscara de opacidad) para reconstruir y generar otros de alta calidad, reconociendo estructuras locales de imágenes, con un error cuadrático medio de 3.53 %.

Tabla 6. Métodos para segmentación de imágenes

Estudio	Método
(Harris et al., 2018)	Diámetro de Feret con imágenes convencionales usando Image J
(Bechar et al., 2018)	Super pixels for semi-supervised segmentation (SP3S)
(Pal et al., 2018)	FCN
(Cho et al., 2018)	CNN

Fuente. Elaboración propia

Como se desprende de la tabla 6, existe un método de segmentación de imágenes basado en el uso de una aplicación de análisis científico de imágenes, un método basado en super píxeles, y dos métodos basados en redes neuronales convolucionales. De estos, solo el primero fue probado con imágenes de equimosis de niños. Sin embargo, el desarrollo y evolución de la equimosis en niños tiene características especiales.

3.5.4. ¿Qué algoritmos existen para la clasificación de imágenes de equimosis?

No existen algoritmos para la clasificación de imágenes de equimosis, pero sí para la clasificación de imágenes en general, y médicas en particular.

Por ejemplo, en Avuçlu y Başçiftçi (2018), se busca determinar la edad y sexo de una persona gracias al análisis de imágenes dentales panorámicas de rayos X con el empleo del procesamiento de imágenes y una red neuronal perceptrón multicapa. A estas imágenes se les aplicó un proceso de segmentación con el uso del método de desviación promedio absoluta: descartar un segmento completamente blanco o negro. Esto permitió obtener los vectores de características que se usaron de entrada para la red neuronal perceptrón multicapa. En todos los grupos de edad, durante el entrenamiento, las imágenes segmentadas dan el mismo error que las imágenes completas, pero en menos tiempo.

En otro caso, (Chen et al., 2018) propone un modelo híbrido profundo para la clasificación por rangos de edad para imágenes de rostros humanos, gracias al uso de redes neuronales convolucionales profundas.

El algoritmo Relative Attribute SVM+ Learning es propuesto por Wang et al. (2016) para estimación de la edad basada en fotografías de rostros humanos, considerando que la presencia de ciertos atributos faciales en distintas edades guarda un orden relativo entre grupos. Este algoritmo obtuvo un menor error absoluto promedio que los otros métodos del experimento, donde se demuestra que el uso de atributos relativos (información privilegiada) durante la fase de entrenamiento aumenta la precisión y la velocidad de aprendizaje.

El uso de una DBN, basada en rough set theory (teoría de conjuntos aproximados, difusos) para la clasificación de imágenes médicas de escaneos

pulmonares, es propuesto por Zhang et al. (2018). La teoría de conjuntos aproximados sirve para determinar los atributos más relevantes y que dan un resultado único, no ambiguo, de un conjunto de atributos, en una muestra de una población. Esto permite reducir la cantidad de variables, así mismo, proporciona mayor rapidez y eficiencia en los cálculos. En este estudio, se usó para la extracción de características.

Un nuevo algoritmo denominado EMIS, basado en Random Forest, es propuesto por Saidi et al. (2018), a fin de seleccionar los datos más informativos para optimizar la clasificación. La finalidad de este algoritmo es preservar la mayoría de las instancias cercanas al borde, ya que estos determinan la decisión, y un pequeño número de instancias centrales para mantener la consistencia de la estructura de datos. El resultado de este algoritmo es la reducción del conjunto de datos usados para entrenar la red neuronal o modelo de aprendizaje en general, permitiendo calcular la relevancia o importancia de cada instancia. Por ello, no sería adecuado para el caso de la equimosis, ya que se presume que existen pocos datos disponibles en el ámbito de la medicina legal en el Perú.

Por último, Rattani et al. (2018) propone usar una red CNN para predecir el género (masculino o femenino) de una persona con base en una fotografía de sus ojos tomada con la cámara frontal de un teléfono inteligente, en condiciones cotidianas con una cámara normal. En este caso, el uso de una red CNN pre entrenada da mejores resultados. Debido a la popularidad del uso de teléfonos inteligentes, es probable que las fotos de lesiones de equimosis sean tomadas con estos aparatos. La variabilidad en los modelos de teléfonos, así como las condiciones de operación, pueden influir significativamente en la calidad de la imagen y su utilidad para un modelo de predicción. No existe un conjunto de datos de equimosis similar a los usados en este artículo, ya que la equimosis se da en un ámbito más especializado.

Tabla 7. Algoritmos para clasificación de imágenes

Estudio	Algoritmo
(Avuçlu y Başçiftçi, 2018)	Red neuronal perceptrón multicapa
(Chen et al., 2018)	DCNN
(Wang et al., 2016)	Relative Attribute SVM+ Learning
(Zhang et al., 2018)	DBN
(Saidi et al., 2018)	Ensemble Margin Instance Selection (EMIS)
(Rattani et al., 2018)	Red neuronal convolucional pre entrenada

Fuente. Elaboración propia

Como se ve en la tabla 7, las redes neuronales convolucionales profundas son usadas en 2 de los 6 estudios mencionados. Sin embargo, se debe tener en cuenta que estos estudios no usaron imágenes de equimosis.

3.6. Conclusiones

Los métodos del ámbito de la medicina, biología, química y genética son los más comunes para la datación de equimosis y heridas en general. Particularmente, el análisis histológico es considerado el método más preciso, pero, a su vez, es el más costoso y se aplica principalmente a seres humanos muertos. En cuanto a las variables usadas, la expresión de ciertos genes es la más utilizada.

Se puede afirmar que no existen estudios para el problema de esta investigación en el ámbito de las ciencias de la computación. En ese sentido, uno de los principales problemas es medir objetivamente el color, tanto de la equimosis como de la piel sana. El uso de la colorimetría tri estímulo se presenta como una forma de medir el color objetivamente en (Thavarajah et al., 2012) y se evalúa su confiabilidad en (Scafide et al., 2016). En (Scafide et al., 2016), la colorimetría tri estímulo demuestra ser un método confiable para evaluar el color de una

equimosis experimental generada por bolas de pintura disparadas con pistolas de aire comprimido. Una fuente alternativa de luz, en el espectro ultravioleta visible, es usada en (Scafide et al., 2020) para evaluar su efectividad en la detección de equimosis en comparación con el uso de luz blanca. Detectar una equimosis es paso previo para la datación.

Dada la relación entre el color de la piel y la etnia de la persona, en el estudio de (Marsico et al., 2017), se propone el uso de un sistema multi experto para el reconocimiento de rostros basado en información demográfica como el color de la piel, por ejemplo, ya que el grupo demográfico es determinante en tareas de reconocimiento facial. Con el uso del enfoque IMoD (Marsico et al., 2017) y los datos demográficos de manera implícita, la arquitectura del sistema es más robusta ante diferentes conjuntos de datos, algoritmos de clasificación, software y hardware. Un enfoque similar podría ser de utilidad en el problema de la datación de equimosis.

Por otro lado, se observa que no existen bancos de datos de imágenes de equimosis disponibles y válidas para una investigación, es decir, imágenes etiquetadas y relacionadas con las variables descritas en la pregunta de investigación Q1. En Perú, existe una investigación (Llajaruna et al., 2012) que utilizó un conjunto de datos de cincuenta (50) imágenes y diez (10) variables, donde tres (3) de ellas representan el color de la equimosis en la escala RGB. Construir un banco de datos de este tipo es costoso, ya que los datos deben ser etiquetados por un especialista. Ante esto, existen estudios que permiten usar técnicas de segmentación y clasificación de imágenes médicas usando pocos datos (Bechar et al., 2018; Wong et al., 2018; Zhang et al., 2018). En todo caso, se requiere definir un protocolo estándar para la captura de imágenes fotográficas de lesiones de equimosis, a fin de contar con datos de calidad y obtenidos en condiciones similares.

CAPÍTULO 4: MÉTODO DE DATACIÓN DE EQUIMOSIS

Este capítulo presenta el aporte de esta investigación, donde se incluye sus componentes que permiten resolver el problema planteado en esta investigación.

4.1. Aporte

Esta investigación propone un método de datación de equimosis, que permite determinar la edad de una equimosis, basado solamente en una imagen fotográfica de esta, en seres humanos vivos. El objetivo es determinar la edad de una equimosis de una manera más precisa, objetiva y rápida, en comparación al proceso realizado por un especialista humano (forense, dermatólogo). Los principales componentes del método son el protocolo de captura de imágenes, el procedimiento de preprocesamiento de imágenes, y el modelo de clasificación entrenado, basado en redes neuronales convolucionales.

En la figura 6, se observa que el modelo de datación de equimosis recibe como entrada una fotografía de equimosis, obtenida con una cámara y respetando el protocolo. Luego, la fotografía es procesada para obtener una imagen limpia y segmentada. Posteriormente, esta es procesada por el clasificador que implementa un modelo de redes neuronales convolucionales previamente entrenado, el cual determina la edad estimada de la equimosis, que significa el resultado final del modelo.

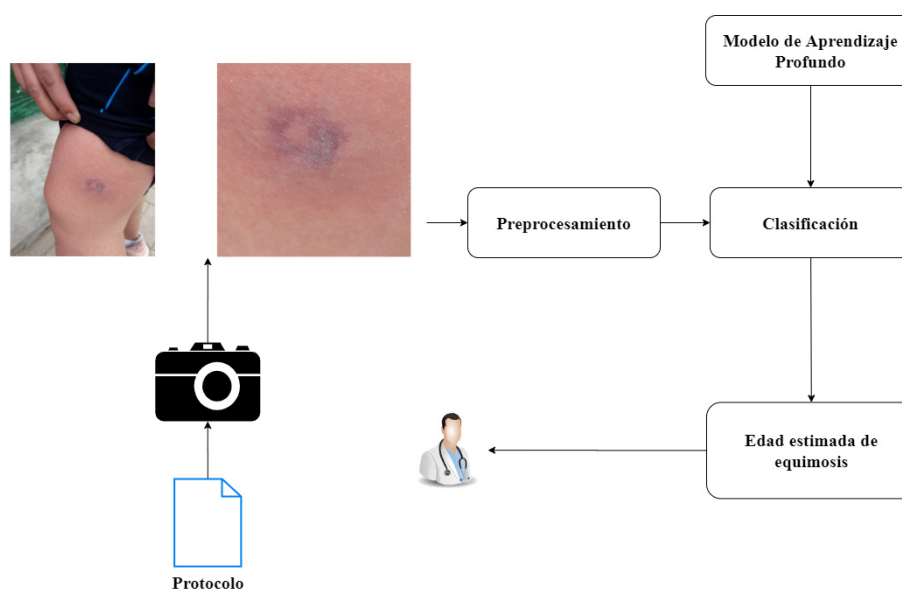


Figura 6. Método de datación de equimosis.

Fuente. Elaboración propia

El uso de redes neuronales convolucionales se justifica porque la datación de equimosis tiene un bajo nivel de precisión, donde se alcanza 40 % para equimosis de menos de 48 horas, un nivel que decrece mientras la edad de la lesión se incrementa, según Pilling et al. (2010). Además, las redes neuronales convolucionales presentan buenos resultados, comparables a especialistas médicos, para problemas similares como sarcoma (Hermessi et al., 2019) y melanoma (Hekler et al., 2019) (ambos afectan la piel y su diagnóstico es visual basado en imágenes).

Por lo tanto, el objetivo de este estudio es diseñar un método de datación de equimosis que exceda la precisión reportada en la literatura.

4.2. Protocolo de captura de imágenes

A fin de estimar la edad de la equimosis correctamente, las fotografías deben ser obtenidas siguiendo una serie de pasos bajo condiciones específicas que garanticen su calidad, ya que son la principal y única característica usada en esta

investigación. La tabla 8 detalla el protocolo de captura de imágenes de equimosis.

Tabla 8. Protocolo de captura de imágenes

ID	Paso
P01	Iluminar el ambiente apropiadamente, gracias al uso de luz natural o luz blanca.
P02	Desactivar el flash de la cámara.
P03	Configurar la cámara en máxima resolución. La resolución mínima es de 1024 x 768 píxeles.
P04	Solicitar a la persona que se descubra la piel en el área lesionada, de manera que la piel quede libre de prendas, joyas, accesorios u otros objetos.
P05	Solicitar a la persona que limpie el área lesionada, a fin de remover sustancias como arena, tierra o sangre.
P06	Sostener la cámara con ambas manos de manera perpendicular a la equimosis, en posición horizontal o vertical.
P07	Posicionar la cámara a una distancia de 30 a 35 centímetros de la equimosis.
P08	Enfocar la imagen de manera que la equimosis quede en el centro.
P09	Verificar que ninguna sombra se proyecta sobre el área a fotografiar.
P10	Capturar una fotografía por cada lesión. Verificar que las imágenes no están borrosas, con sombras, desenfocadas, muy cerca o muy lejos.
P11	Verificar que las fotografías han sido capturadas correctamente y guardadas en la memoria de la cámara.
P12	Transferir las fotografías de la cámara a una carpeta en la computadora donde será procesada por el modelo de datación de equimosis.
P13	Evitar reducir el tamaño de los archivos o perder la resolución de las imágenes durante la transferencia de los archivos.

Fuente. Elaboración propia

4.3. Preprocesamiento de datos

La entrada, tanto para el proceso de clasificación como para el de entrenamiento, son fotografías de equimosis capturadas siguiendo el protocolo y digitalizadas en un repositorio. Luego, estas imágenes son pre procesadas, a través de la binarización en escala de grises, a fin de segmentar la lesión, calcular el centroide, y recortar la imagen a un tamaño de 400 x 400 píxeles.

Los pasos de este proceso son los siguientes:

- Convertir una copia de la imagen original a escala de grises
- Binarizar la imagen en escala de grises
- Calcular la posición (X, Y) del centroide de la equimosis, con el empleo de la función Moments de la librería OpenCV
- Recortar un recuadro de 400 x 400 píxeles de la imagen original a colores, con el centro localizado en el centroide de la lesión, calculado en el paso previo
- Guardar la imagen obtenida en el paso anterior como un nuevo archivo

De esta forma, las fotografías originales son pre procesadas, y se obtiene una imagen cuadrada con la lesión en el centro. Para lograr esto, un script fue escrito usando Python y OpenCV. La figura 7 muestra la imagen original y pre procesada, con la equimosis en el centro.

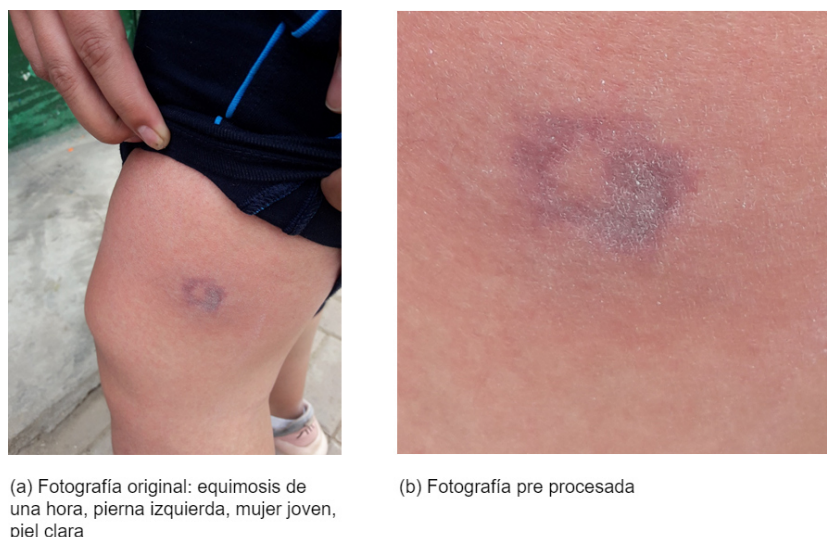


Figura 7. Fotografía de equimosis, original y pre procesada.

Fuente. Elaboración propia

4.4. Aprendizaje

El modelo de aprendizaje para clasificación de equimosis por edad está basado en redes neuronales convolucionales. La entrada es la fotografía, capturada siguiendo el protocolo y la edad real de la lesión. Las fotografías deben ser previamente pre procesadas y organizadas en carpetas, de acuerdo con la edad (en días) de la equimosis. Además, las clases deben ser establecidas (por ejemplo, las escalas en la tabla 1), y las imágenes deben ser agrupadas en carpetas de acuerdo con estas clases. Si el conjunto de datos no está balanceado, se sugiere aplicar la técnica de aumento de datos, que permite alcanzar una mayor precisión (Perez y Wang, 2017).

Para el aprendizaje, se sugiere evaluar algunas variantes de redes neuronales convolucionales, como Inceptionv3 (Szegedy et al., 2016), Resnet50 (He et al., 2016), MobileNet (Howard et al., 2017), y MnasNet (Tan et al., 2019b). Previamente, el 10 % de imágenes de cada clase debe ser separado para ser usado como conjunto de datos de pruebas, a fin de prevenir la fuga de datos (usar datos de prueba durante el entrenamiento).

En la figura 8, se muestra el ciclo de experimentación para encontrar el mejor modelo de datación de equimosis. Este ciclo se repite cuantas veces sea necesario, con variantes como el uso de validación cruzada y transferencia de aprendizaje. Cada ciclo puede incluir la ejecución del entrenamiento, validación, pruebas y análisis de resultados múltiples veces, hasta obtener el modelo con la mayor precisión para la datación de equimosis. Todos los modelos generados son enviados a un servidor de archivos en la nube. Finalmente, se selecciona el modelo de datación de equimosis con la precisión más alta.

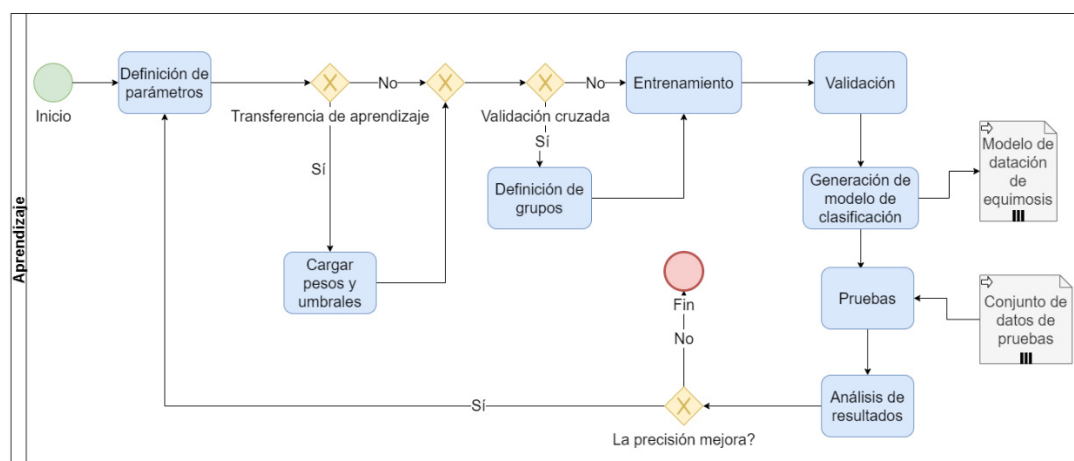


Figura 8. Ciclo de experimentación de aprendizaje.

Fuente. Elaboración propia

4.5. Clasificación

El modelo que obtuvo la mayor precisión durante la fase de aprendizaje puede ser usado para clasificar nuevas fotografías de equimosis. El modelo consiste en un archivo que contiene la estructura, pesos, umbrales y parámetros de la red neuronal convolucional. Asimismo, el modelo puede ser implementado como una API, para ser consumido por una aplicación móvil o web, o embebido en una aplicación móvil sin conexión a Internet.

La entrada del modelo de clasificación es una fotografía de equimosis, y la salida es una distribución de probabilidades que indica la clase (rango de edad) a la que pertenece la lesión.

CAPÍTULO 5: EL SOFTWARE

Este capítulo describe un Sistema que implementa el método de Datación de Equimosis propuesto en esta investigación, el cual permite determinar la edad de una equimosis automáticamente, gracias al uso de un modelo de aprendizaje profundo basado en redes neuronales convolucionales. Se describe su arquitectura, los requisitos funcionales y no funcionales, la metodología para el desarrollo, pruebas, funcionamiento del software y las limitaciones del sistema.

5.1. Arquitectura

Se propone una arquitectura web de computación en la nube con 3 capas: interfaz de usuario, aplicación y base de datos.

El siguiente diagrama muestra los componentes lógicos del sistema y sus relaciones.

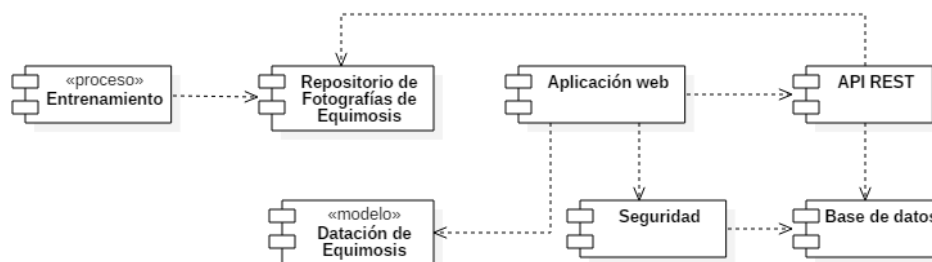


Figura 9. Diagrama de Componentes Lógicos.

Fuente. Elaboración propia

El componente de Entrenamiento es un proceso que se ejecuta en lotes, una sola vez, al inicio del proceso.

La Aplicación Web es usada por el usuario Especialista para registrar y determinar la edad de nuevos casos de equimosis.

La API REST es usada por la Aplicación Web para persistir las fotografías de equimosis en el Repositorio, y los datos de los casos en la base de datos.

El modelo de Datación de Equimosis se encarga de procesar fotografías de equimosis y determinar la edad de la lesión.

El componente de Seguridad se encarga de la gestión, autenticación y autorización de los usuarios del sistema.

Por otro lado, la figura 10 muestra el diagrama de despliegue del sistema. La Aplicación Web, la API REST y el componente de Seguridad están alojados en la nube Google. La Base de Datos está alojada en Google Cloud SQL, y el Repositorio de Fotografías de Equimosis en el servicio de Cloudinary.

Por último, el Modelo de Datación de Equimosis se ejecuta en una máquina virtual de Google Compute Engine, y el proceso de Entrenamiento se ejecuta en la nube usando el servicio de Google Cloud AutoML Vision.

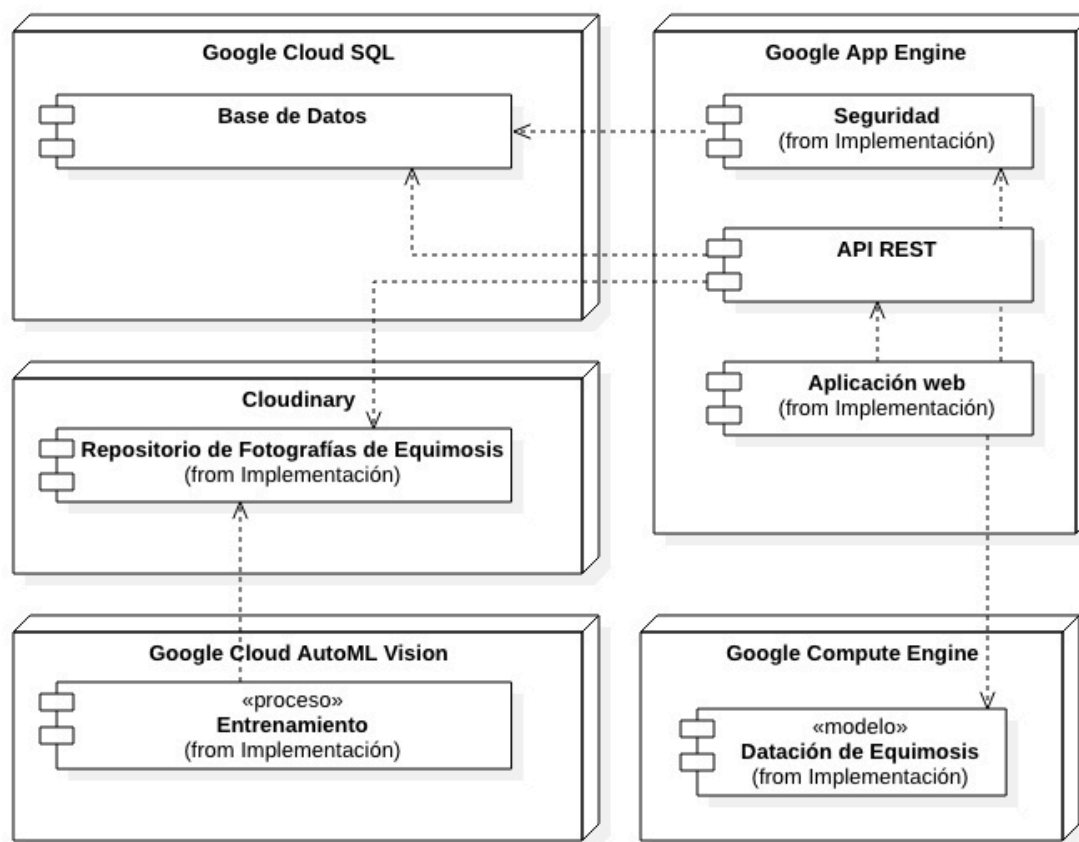


Figura 10. Diagrama de Despliegue.
Fuente. Elaboración propia

5.2. Requisitos

En esta sección se describe los requisitos funcionales y no funcionales del sistema de datación de equimosis, así como los actores que participan e interactúan con el mismo. Estos requerimientos fueron relevados con base en una entrevista con un médico especialista del Instituto de Medicina Legal (IML) de la sede Lima, el 10 de junio de 2019, y una exposición ante un grupo de médicos en la Facultad de Medicina de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, el 1 de julio de 2019.

5.2.1. Roles

Los siguientes roles de usuarios tendrán acceso al sistema:

- **Administrador:** encargado de gestionar el acceso al sistema, dar de alta y baja a los usuarios.
- **Especialista:** médico especialista en medicina legal que accederá al sistema para registrar casos de equimosis y procesarlos con el fin de determinar la edad de las lesiones de manera automatizada.

5.2.2. Requisitos funcionales

Los requisitos funcionales describen las funciones y el comportamiento que se espera del sistema cuando un usuario interactúa con el mismo. A continuación, se describe los requisitos funcionales más importantes, los cuales son realizados por el rol Especialista.

Tabla 9. Requisitos funcionales

Código	Nombre	Descripción
RF001	Registrar caso de equimosis, en un ser humano vivo	El usuario debe adjuntar uno o varias fotografías, una por cada lesión de equimosis, así como indicar datos demográficos (sexo, edad, color de la piel sana). Esto constituye un caso de equimosis.
RF002	Determinar la edad de un caso de equimosis en un ser humano	Con base en estos datos, el sistema debe determinar la edad de la lesión en días, y clasificar el caso de equimosis.

	vivo, con base en una fotografía de la lesión	
RF003	Construir y entrenar un modelo que permita clasificar equimosis según la edad	Desarrollar un modelo de redes neuronales convolucionales para clasificación de equimosis
RF004	Construir un repositorio de datos de equimosis	Se deben registrar los siguientes datos para cada caso de equimosis: Fotografía de la lesión Sexo Edad Color de la piel sana Edad de la equimosis, en días
RF005	Búsqueda de casos de equimosis	Se debe poder buscar los casos de equimosis por el código de cada caso.

Fuente. Elaboración propia

5.2.3. Requisitos no funcionales

Los requisitos no funcionales representan las restricciones de diseño y de operación del sistema, donde se considera los atributos de calidad de este.

Tabla 10. Requisitos no funcionales

Código	Nombre	Descripción
RNF001	Usabilidad - operabilidad	El sistema debe ser fácil de usar por una persona con conocimientos básicos de informática.

RNF002 Eficiencia - comportamiento temporal	El sistema debe clasificar una equimosis en un tiempo máximo de 10 segundos, en tiempo real. Si el proceso toma más de 10 segundos, debe considerarse un error, cancelar el proceso e informar al usuario.
RNF003 Privacidad	El sistema no capturará información que permita identificar a las personas que presentan las lesiones de equimosis.
RNF004 Procesamiento asíncrono	El entrenamiento del modelo debe hacerse una sola vez, en modo fuera de línea, de manera asíncrona.
RNF005 Usabilidad - entendibilidad	El sistema debe estar en idioma español.
RNF006 Usabilidad - operabilidad	El sistema debe ser accesible a través de un navegador web desde una computadora de escritorio o laptop.
RNF007 Funcionalidad - seguridad de acceso	El acceso al sistema debe ser controlado usando un usuario y contraseña.
RNF008 Funcionalidad - seguridad de acceso	El administrador del sistema es el responsable y único autorizado para crear usuarios con acceso al sistema.

Fuente. Elaboración propia

5.2.4. Modelo de Casos de Uso

El siguiente diagrama muestra los principales casos de uso y los actores asociados a ellos.

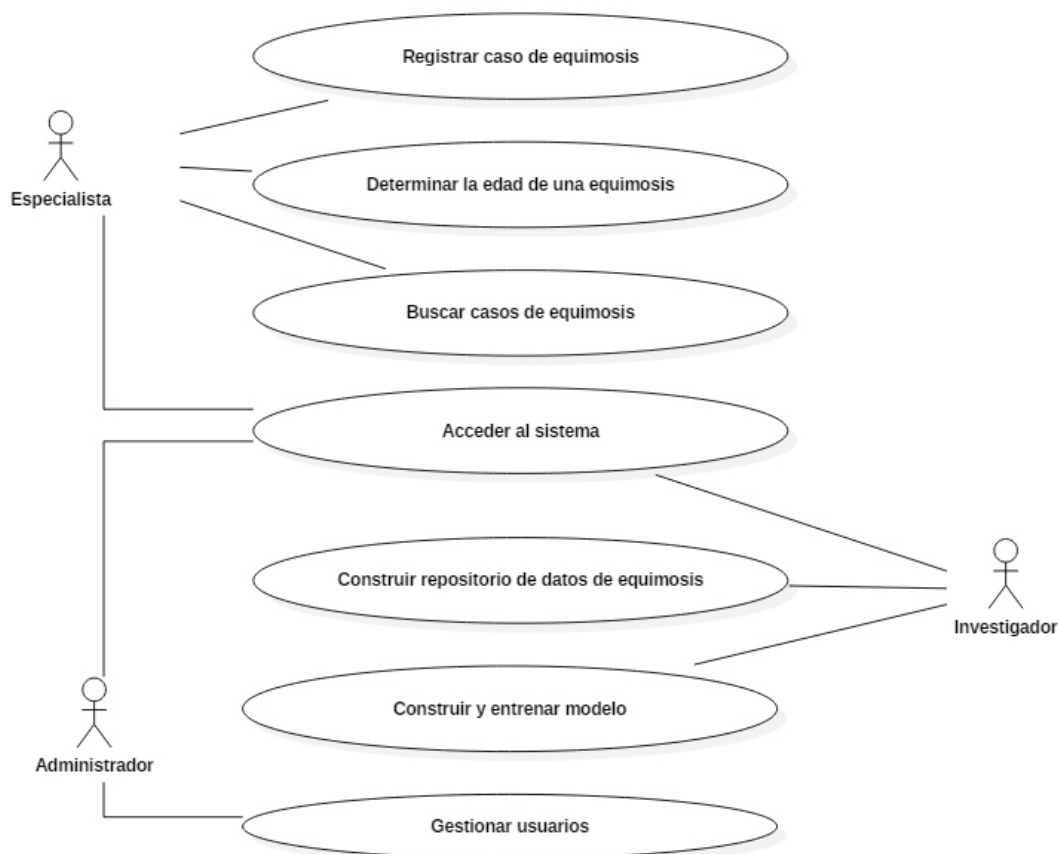


Figura 11. Diagrama de Casos de Uso.

Fuente. Elaboración propia

5.3. Metodología de desarrollo

Se utilizó la metodología ágil Scrum, con 4 iteraciones, debido a que el software a desarrollar se enmarca en el ámbito de una investigación científica, con requisitos cambiantes por la naturaleza experimental de esta.

5.3.1. Iteración 1: Plan de Trabajo de Tesis

En la primera iteración, se establecieron los requisitos descritos en la sección 5.2, así mismo, se estableció la arquitectura del software y se elaboraron los prototipos de interfaces de usuario.

A continuación, se muestra el plan de iteraciones donde se indica las principales actividades llevadas a cabo en cada una de ellas.

Tabla 11. Plan de iteraciones

Iteración	Descripción
1	Elicitación de requisitos, definición de arquitectura de software y elaboración de prototipos
2	Modelo de entrenamiento, algoritmo de clasificación
3	Aplicación web: seguridad, registro de casos, clasificación de equimosis
4	Aplicación web: informe de casos de equimosis. Pruebas. Despliegue del sistema.

Fuente. Elaboración propia

Asimismo, las siguientes imágenes son los prototipos de la interfaz gráfica de usuario del sistema.

El acceso al sistema está asegurado. Solo los usuarios autorizados pueden ingresar al sistema. Además, los usuarios solo tienen permiso a acceder a las opciones definidas, según su rol asignado. Luego de ingresar al sistema, el usuario Especialista debe ir a la opción Listado de Casos. Si el usuario presiona el icono (+), accede a la pantalla Registrar caso de equimosis.

Agregar caso de equimosis

Código *

1801202101

Sexo *

Femenino

Edad *

23

Color de piel *

Trigueño claro

Zona laxa *

Sí

Vascularidad *

No

Tejido óseo subyacente *

No

Fotografía

editada_20191018_070338(0).jpg



Figura 12. Prototipo Registrar caso de equimosis.
Fuente. Elaboración propia

Luego de registrar el nuevo caso de equimosis, los datos son procesados por el algoritmo de clasificación y la edad de la lesión es determinada y visualizada en el Listado de Casos de Equimosis.

Asimismo, en la opción Búsqueda de casos de equimosis, el usuario Especialista puede buscar por código de caso.

Buscar por código

Código	Sexo	Edad	Color de piel	Edad estimada	Fecha de creación	+
2512202006	Femenino	18	Trigueño oscuro	3 a 6 días	18-01-2021 19:53:50	  
2512202007	Femenino	45	Trigueño oscuro	6 a 12 días	17-01-2021 17:15:37	  
2512202008	Femenino	75	Trigueño oscuro	Piel sana	17-01-2021 17:15:43	  
2512202009	Femenino	25	Trigueño oscuro	Piel sana	17-01-2021 17:16:05	  
2512202010	Femenino	28	Trigueño oscuro	Piel sana	17-01-2021 17:16:13	  
2512202011	Femenino	4	Trigueño oscuro	Piel sana	15-01-2021 21:52:53	  
2812202001	Masculino	36	Trigueño claro	Piel sana	15-01-2021 21:56:26	  
14012101	Femenino	39	Trigueño oscuro	Piel sana	15-01-2021 21:56:23	  
14012102	Masculino	45	Trigueño claro	Piel sana	15-01-2021 21:56:19	  
14012103	Masculino	46	Trigueño claro	Pocas horas a 2 días	15-01-2021 21:56:15	  

Items por pagina: 10 1 - 10 of 28 |< < > >|

Figura 13. Prototipo Búsqueda de casos de equimosis.
Fuente. Elaboración propia

El usuario Especialista puede visualizar la vista previa e imprimir el Informe de Caso de Equimosis para un caso de equimosis.

[Imprimir](#)

Informe de Caso de Equimosis 2512202006

Codigo: 2512202006

Sexo: Femenino

Edad: 18

Color de piel: Trigueño oscuro

Zona laxa: No

Vascularidad: No

Tejido oseó subyacente: No

Edad estimada de la equimosis: 3 a 6 días

Fecha de datación: 18-01-2021 19:53:50

Fotografía



Figura 14. Prototipo de vista previa de Informe de Caso.
Fuente. Elaboración propia

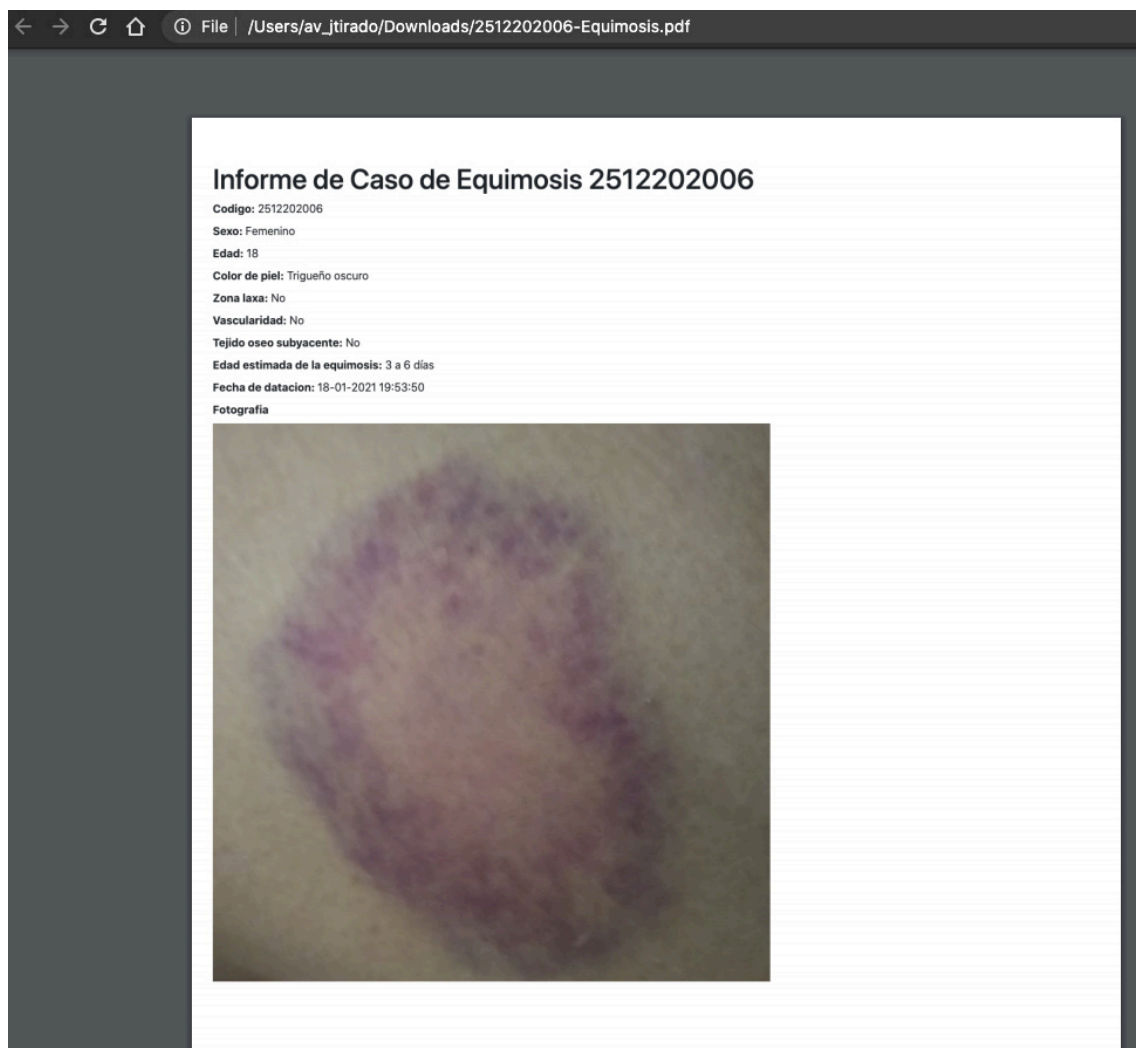


Figura 15. Prototipo de Informe de Caso de Equimosis en formato PDF.
Fuente. Elaboración propia

5.3.2. Segunda y tercera Iteración

En la segunda iteración, se llevó a cabo los experimentos para determinar el mejor modelo de datación de equimosis. Esto incluye la recolección y preprocesamiento de datos, entrenamiento, validación y pruebas de los distintos modelos de aprendizaje profundo, según lo detallado en el capítulo 4.

Por otro lado, en la tercera iteración, se construyeron la aplicación web, el módulo de seguridad, las API REST, el repositorio de fotografías de equimosis y la base de datos, y el modelo de clasificación fue expuesto como API REST.

5.3.3. Última Iteración

Como se aprecia en el Cronograma de Iteraciones, en la última iteración se implementó el formato del Informe de Caso de Equimosis, se programaron las pruebas unitarias, y se ejecutaron las pruebas funcionales. Asimismo, el sistema fue desplegado en la nube de Google usando el modelo de servicio PaaS (Platform as a Service).

5.4. Diagrama de base de datos

En esta sección se describe el modelo de la base de datos usada por el sistema para almacenar la información de los casos de equimosis que serán clasificados. Esta base de datos será alimentada por los casos registrados por el Especialista.

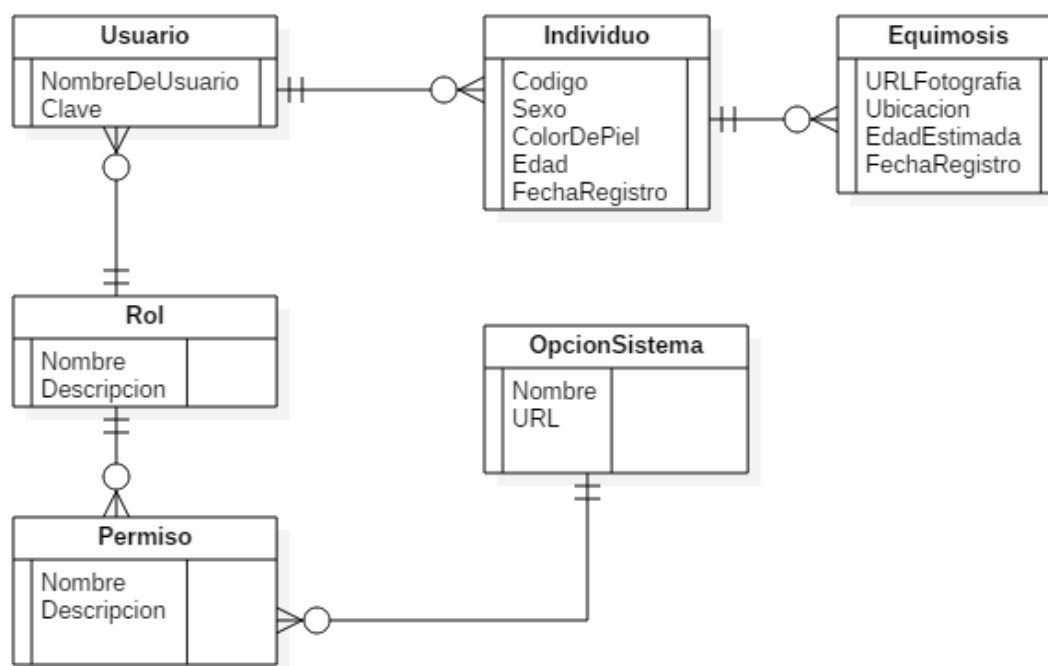


Figura 16. Diagrama entidad relación.

Fuente. Elaboración propia

5.5. Limitaciones

La principal limitación es que no existe un conjunto de datos para el entrenamiento del modelo de aprendizaje.

Asimismo, la fase de entrenamiento puede tomar 3 a 4 días en un computador personal, por lo cual se requiere un alto poder de cómputo y una infraestructura de alta gama. Esto dificulta y alarga los ciclos de ensayo y error de la programación de software.

Por otro lado, el sistema debe ser validado clínicamente, certificado y licenciado antes de poder ser usado oficialmente en una institución de salud pública o privada, o en cualquier dependencia del Estado. También, se requiere personal calificado para operar el sistema.

Finalmente, si se requiere desplegar el sistema a nivel nacional, se debe cambiar la arquitectura del software por una arquitectura de microservicios, capaz de brindar escalabilidad y confiabilidad.

5.6. Pruebas de software

Se realizaron los siguientes tipos de pruebas de software:

- Unitarias: de los principales métodos a nivel de código fuente
- Funcionales: de la funcionalidad de registro de caso de equimosis y de determinación de la edad de la equimosis.

Para ello, se propone un modelo de calidad basado en el estándar ISO/IEC 9126, descrito en el anexo A.

5.7. Funcionamiento

En esta sección se demuestra el funcionamiento del sistema a través de un escenario. Una mujer 27 años de edad, de piel trigueña clara, presenta una equimosis en la pierna izquierda.

El usuario Especialista ingresa al sistema, accede a la opción nuevo caso (+), llena los datos solicitados y adjunta la fotografía de la lesión.

uimosis

Buscar por código

Código	Sexo	Edad
2512202006	Femenino	18
2512202007	Femenino	45
2512202008	Femenino	75
2512202009	Femenino	25
2512202010	Femenino	28
2512202011	Femenino	4
2812202001	Masculino	36
14012101	Femenino	39
14012102	Masculino	45
14012103	Masculino	46

Agregar caso de equimosis

Código *
1801202102

Sexo *
Femenino

Edad *
27

Color de piel *
Trigueño claro

Zona laxa *
Sí

Vascularidad *
Sí

Tejido óseo subyacente *
No

Fotografía
editada_20190915_122455_pierna.jpg

Grabar Cancelar

Figura 17. Registrar caso de equimosis.
Fuente. Elaboración propia

Al presionar el botón Registrar, el caso de equimosis es almacenado en el Repositorio, y es procesado a fin de determinar la edad de la lesión. La imagen es clasificada por el Modelo de Datación de Equimosis. Los datos de la equimosis y su edad estimada son mostrados al usuario en el Listado de Casos, la Vista Previa de Informe de Caso y en el Informe de Caso en formato PDF.



Bienvenido(a), Jhonatan Tirado

Imprimir

Informe de Caso de Equimosis 1801202102

Codigo: 1801202102

Sexo: Femenino

Edad: 27

Color de piel: Trigueño claro

Zona laxa: Sí

Vascularidad: Sí

Tejido oseó subyacente: No

Edad estimada de la equimosis: Pocas horas a 2 días

Fecha de datación: 18-01-2021 20:48:45

Fotografía



Figura 18. Resultados de clasificación de equimosis.

Fuente. Elaboración propia

CAPÍTULO 6: VALIDACIÓN

El proceso de validación de este estudio consiste en conducir experimentos numéricos. Para esto, cuatro modelos DCNN fueron entrenados con el conjunto de datos detallado en la sección 6.1. Luego, los modelos de aprendizaje resultantes fueron evaluados usando las métricas indicadas en la sección 6.3. La validación fue aplicada al caso peruano, donde los niveles de violencia contra la mujer (ver figura 2) alcanzan el 68.2 %, y el 31.7 % para la violencia física (INEI, 2017), un poco menor que el promedio mundial de 31.9 % (ver figura 1), y la mayoría de la población es mestiza. Además, se debe tener en cuenta que la mayoría de las investigaciones incluyen solo personas de piel blanca (Grossman et al., 2011; Harris et al., 2018; Langlois y Gresham, 1991; Maguire et al., 2005; Pilling et al., 2010; Scafide et al., 2016; Stam et al., 2011; Vidovic et al., 2015), y existe un estudio que indica que la coloración amarilla de una equimosis no es visible en personas de piel oscura (Thavarajah et al., 2012).

6.1. Conjunto de datos

Se construyó un conjunto de datos lo suficientemente grande para entrenar una red neuronal convolucional para la clasificación de equimosis de acuerdo con su edad. Un experimento controlado se llevó cabo para generar equimosis, similar al método usado en (Scafide et al., 2016) y (Scafide et al., 2020). Dos partidas de “paintball” se realizaron, con una diferencia de 30 días entre ellas. El juego consiste en disparar pequeñas pelotas rellenas de pintura usando pistolas de aire comprimido. En este escenario, los jugadores frecuentemente obtienen una o más lesiones de equimosis, pese a las medidas de seguridad como cascos,

chalecos, protectores y restricciones de potencia de las armas. Un total de once voluntarios (uno participó en ambas partidas, cuatro mujeres y 7 hombres) mestizos, con edades de 25 a 68 años, tomaron cinco fotografías diarias de cada equimosis, donde se siguió el protocolo de captura de datos, todos los días a la misma hora, desde el día del juego hasta el día 30. Solo se obtuvo fotografías de áreas desprotegidas del cuerpo (extremidades superiores e inferiores, nalgas), que hizo un total de 18 equimosis. La tabla 12 describe las características de los voluntarios, que abarca sexo, edad, color de piel, condiciones de salud y ubicación de las equimosis. Asimismo, abarca otras características como la cámara fotográfica, hora del día y el lugar donde la imagen fue capturada. Por lo tanto, las imágenes obtenidas son como las obtenidas en una situación heterogénea y real.

Tabla 12. Descripción de voluntarios

ID	Sexo	Edad	Fototipo de piel (Fitzpatrick)	Zona	Cámara	Lugar	Hora del día
S1	Mujer	38	IV	Brazo Nalga	Samsung J7	Hogar	Mañana
S2	Hombre	35	III	Brazo Pierna	Samsung J7	Hogar Trabajo	Mañana
S3	Mujer	31	IV	Brazo	Huawei Y6	Hogar	Noche
S4	Hombre	68	IV	Brazo Espalda	Samsung J7	Hogar	Noche
S5	Mujer	28	III	Pierna	Samsung J1	Hogar	Tarde
S6	Mujer	40	IV	Pecho	Huawei P30	Hogar	Noche

S7	Hombre	37	IV	Brazo	Samsung A70	Trabajo	Noche
S8	Hombre	22	III	Brazo	LG K50	Trabajo	Tarde
S9	Hombre	40	IV	Brazo Pierna	Huawei P8	Hogar	Tarde
S10	Hombre	22	IV	Brazo	Huawei Y5	Trabajo	Tarde
S11	Hombre	24	IV	Brazo	ZTE Blade A602	Hogar	Tarde

Fuente. Elaboración propia

De esta manera, en un periodo de 60 días, se recolectaron fotografías de equimosis y se construyó un conjunto de datos cuyas características se detallan en la tabla 13, donde se indica la cantidad de imágenes de entrenamiento, validación y pruebas para cada clase (rango de edad), según lo señalado por (Llajaruna et al., 2012).

Tabla 13. Distribución del conjunto de datos por clase

Clase	Entrenamiento	Validación	Pruebas	Total
Pocas horas a 2 días	179	23	22	224
3 días	85	11	11	107
4 a 6 días	250	31	31	312
7 a 12 días	450	56	56	562
13 a 17 días	200	25	25	250
Más de 17 días	453	57	56	566
Piel sana	95	12	12	119
Total	1712	215	213	2140

Fuente. Elaboración propia

Se estimó obtener un total de 5400 fotografías durante el experimento, pero se excluyeron fotografías de equimosis en los dedos, ya que contienen más de una lesión. Además, pese al protocolo establecido, algunos participantes no capturaron las fotografías todos los días, o las fotografías presentaban sombras o borrosidad, así, se obtuvo finalmente solo 2140 fotografías, de las cuales 2021 contienen una equimosis, y 119 son imágenes de piel sana. Asimismo, se observó que las equimosis en los 2 participantes con piel más oscura fueron visibles solo hasta el sexto día, mientras que en las 2 personas con piel más clara estas fueron visibles hasta el día 30

6.2. Implementación

Se usó el lenguaje de programación Python, y las librerías Tensorflow, Keras, pandas y numpy, para construir, entrenar, validar y probar las diferentes versiones de los modelos de aprendizaje. Los modelos Inceptionv3, Resnet50 y MobileNet fueron entrenados en una computadora portátil y en una máquina virtual en la nube, mientras que el modelo MnasNet fue entrenado usando el servicio AutoML Vision de Google.

Las imágenes fueron redimensionadas a 224 x 224 píxeles previo al entrenamiento del modelo.

Los modelos Inceptionv3, Resnet50 y MobileNet, incluidos en la librería Keras, y preentrenados con el conjunto de datos ImageNet, fueron usados para la transferencia de aprendizaje. No se usó transferencia de aprendizaje para el entrenamiento del modelo MnasNet.

Para la validación cruzada, el conjunto de datos fue dividido en 10 grupos, que fueron usados para el entrenamiento y validación. Previamente, el 10 % de fotografías de cada clase fue separado para probar los modelos. Además, el

algoritmo de descenso estocástico de gradiente fue usado para la optimización de los modelos Inceptionv3, Resnet50 y MobileNet, con una tasa de aprendizaje de 0.0001, y un tamaño de lote de 32.

Los modelos fueron entrenados durante 100, 200 y 1000 épocas. Si la precisión dejaba de mejorar durante 3 épocas consecutivas, se detenía el entrenamiento y se procedía a probar otra variante.

Un total de 20 modelos de datación de equimosis fueron entrenados, usando 4 variantes de redes neuronales convolucionales, con o sin validación cruzada, transferencia de aprendizaje y diferente número de épocas de entrenamiento (ver tabla 14).

La arquitectura del modelo MnasNet y sus parámetros fueron determinados por el servicio AutoML Vision de Google, el cual realiza una búsqueda automática de una arquitectura de redes neuronales optimizada para dispositivos móviles en términos de precisión y latencia (Tan et al., 2019b). El método genera arquitecturas candidatas, entrena y prueba los modelos en dispositivos móviles, y usa una RNN para evaluar los modelos, donde se minimiza la latencia y se maximiza la precisión, así, se repite el ciclo hasta hallar el mejor modelo. El modelo resultante es una DCNN entrenada en el conjunto de datos específico y optimizado para la ejecución en dispositivos móviles. Este modelo fue embebido en una aplicación móvil Android, para datación de equimosis sin conexión a Internet.

Tabla 14. Modelos de datación de equimosis entrenados

Id	Modelo	Validación cruzada	Transferencia de aprendizaje	Épocas	Clases	Aumento de datos
-----------	---------------	-------------------------------	---	---------------	---------------	-----------------------------

M1	InceptionV 3	No	No	100	7	No
M2	InceptionV 3	No	No	200	7	No
M3	InceptionV 3	No	No	1000	7	No
M4	InceptionV 3	No	Sí	100	7	No
M5	InceptionV 3	No	Sí	200	7	No
M6	InceptionV 3	No	Sí	1000	7	No
M7	InceptionV 3	Sí	No	100	7	No
M8	InceptionV 3	Sí	No	200	7	No
M9	InceptionV 3	Sí	No	1000	7	No
M10	InceptionV 3	Sí	Sí	100	7	No
M11	InceptionV 3	Sí	Sí	200	7	No
M12	InceptionV 3	Sí	Sí	1000	7	No
M13	Resnet50	No	No	100	7	No
M14	Resnet50	No	Sí	100	7	No
M15	MobileNet	No	No	100	7	No
M16	MobileNet	No	Sí	100	7	No
M17	MnasNet *	---	---	---	6 †	No
M18	MnasNet *	---	---	---	5 ‡	No
M19	MnasNet *	---	---	---	7	No

M20	MnasNet *	---	---	---	7	Sí
-----	-----------	-----	-----	-----	---	----

* Los parámetros fueron determinados por el servicio AutoML Vision de Google

† Todas las clases excepto “Piel sana”

‡ Todas las clases excepto “Más de 17 días” y “Piel sana”

Fuente. Elaboración propia

Las 16 variantes de los modelos basados en Inceptionv3, Resnet50 y MobileNet difieren en el uso de validación cruzada, transferencia de aprendizaje y número de épocas de entrenamiento. Los modelos basados en MnasNet, M16 a M20, difieren en la inclusión de las clases “Más de 17 días” y “Piel sana”, así como en el uso de la técnica de aumento de datos. El modelo M20 fue obtenido al duplicar las imágenes de la clase “Piel sana”.

6.3. Métricas

Se usaron las siguientes métricas para evaluar y probar los modelos de aprendizaje.

- Precisión (PRE): Tasa de instancias clasificadas correctamente.
- Sensibilidad (SEN): Tasa de verdaderos positivos, es decir, valores clasificados como positivos cuando realmente lo son. Instancias clasificadas correctamente dentro de una clase.
- Especificidad (ESP): Tasa de verdaderos negativos, es decir, valores clasificados como negativos cuando realmente lo son. Instancias clasificadas correctamente que no pertenecen a una clase.

El objetivo de este estudio es obtener un modelo con alta precisión y sensibilidad, ya que lo más importante es clasificar una equimosis según su edad. Obtener una alta especificidad no es una prioridad, aunque sería conveniente lograr un balance entre sensibilidad y especificidad.

No se usará la latencia como métrica, ya que solo los modelos MobileNet y MnasNet están optimizados para su ejecución en dispositivos móviles.

6.4. Discusión de resultados

La tabla 15 muestra la precisión obtenida por los 20 modelos indicados en la tabla 14.

Tabla 15. Precisión para cada modelo entrenado

Modelo	Precisión de entrenamiento (%)	Precisión de Validación (%)
M1	39.88	41.35
M2	86.56	40.22
M3	33.97	33.85
M4	53.57	32.14
M5	81.31	46.43
M6	89.93	42.86
M7	46.10	32.96
M8	54.08	38.55
M9	54.91	31.28
M10	30.97	26.26
M11	37.77	18.75
M12	56.25	56.25
M13	30.66	17.32
M14	96.04	43.58
M15	89.71	38.55
M16	25.55	25.70
M17	97.41	97.41

M18	96.53	96.53
M19	97.13	97.13
M20	97.78	97.78

Fuente. Elaboración propia

Los modelos M1 a M16 sufren de sobreajuste, lo cual es evidente, ya que la precisión de la validación es mucho menor que la del entrenamiento. Por otro lado, los modelos con mayor precisión son los M17 a M20, basados en el modelo MnasNet, los cuales fueron analizados con mayor detalle, según la tabla 16, a fin de determinar el mejor modelo de datación de equimosis.

Tabla 16. Resultados para los modelos basados en MnasNet

Clase	M17			M18		
	PRE (%)	SEN (%)	ESP (%)	PRE (%)	SEN (%)	ESP (%)
Pocas horas a 2 días	95.00	95.00	100.00	95.00	95.00	100.00
3 días	100.00	100.00	100.00	91.00	91.00	100.00
4 a 6 días	97.00	97.00	99.20	100.00	100.00	95.75
7 a 12 días	100.00	100.00	98.00	96.00	96.00	98.75
13 a 17 días	96.00	96.00	99.00	96.00	96.00	100.00
Más de 17 días	93.00	93.00	100.00	---	---	---
Piel sana	---	---	---	---	---	---
Promedio	97.00	97.00	99.37	96.00	96.00	98.90

Clase	M19			M20		
	PRE (%)	SEN (%)	ESP (%)	PRE (%)	SEN (%)	ESP (%)

Pocas horas a 2 días	100.00	100.00	99.33	95.00	95.00	100.00
3 días	100.00	100.00	100.00	96.00	96.00	100.00
4 a 6 días	100.00	100.00	99.33	94.00	94.00	100.00
7 a 12 días	96.00	96.00	100.00	96.00	96.00	97.17
13 a 17 días	96.00	96.00	99.17	96.00	96.00	98.50
Más de 17 días	95.00	95.00	98.67	95.00	95.00	99.00
Piel sana	92.00	92.00	100.00	94.00	94.00	99.67
Promedio	97.00	97.00	99.50	95.00	95.00	99.19

Fuente. Elaboración propia

La tabla 16 muestra que el modelo M19 tiene la mayor precisión, sensibilidad y especificidad, así, se convierte en el modelo elegido para la datación de equimosis.

Como se observa en la Matriz de Confusión (ver tabla 17), se obtuvo una alta precisión para todas las clases, donde la clase “Piel sana” es la de menor precisión con un 92 %, aunque esto se considera un alto nivel. La clase “De 7 a 12 días” tiene un error de 4 %, prediciendo una edad de “Pocas horas a 2 días”, una clase no adyacente a la clase real. Esto puede deberse a errores al seguir el protocolo de captura de datos. Algo similar, aunque en menor medida, sucede con la clase “De 13 a 17 días”.

Tabla 17. Matriz de Confusión para el modelo M19

Clase	Predicción (%)						
Real	Pocas horas a 2 días	3 días	4 a 6 días	7 a 12 días	13 a 17 días	Más de 17 días	Piel sana
Pocas horas a 2 días	100	0	0	0	0	0	0
3 días	0	100	0	0	0	0	0

4 a 6 días	0	0	100	0	0	0	0
7 a 12 días	4	0	0	96	0	0	0
13 a 17 días	0	0	4	0	96	0	0
Más de 17 días	0	0	0	0	5	95	0
Piel sana	0	0	0	0	0	8	92

Fuente. Elaboración propia

El mejor modelo, el M19, tiene 65 capas ocultas, con 5 bloques de 4 capas y 5 bloques de 3 capas, todos ellos con conexiones de atajo. La penúltima capa oculta es completamente conectada, con 7 neuronas. La última capa oculta aplica la función Softmax para devolver una distribución de probabilidades.

CAPÍTULO 7: CONCLUSIONES

7.1. Conclusiones

Se logró definir un método de datación de equimosis en seres humanos vivos, basado en un modelo de aprendizaje profundo, un protocolo para la obtención de imágenes, un procedimiento de preprocesamiento, y un modelo de clasificación basado en redes neuronales convolucionales profundas. Los resultados numéricos de 20 configuraciones de modelos de clasificación, probados con 213 fotografías de equimosis, demuestran que los modelos basados en InceptionV3, Resnet50 y MobileNet presentan sobreajuste y una precisión menor al 57 %. Por otro lado, los modelos basados en MnasNet alcanzan una precisión mayor a 95 %, donde el mejor resultado fue 97 % de precisión, 97 % de sensibilidad, y 99.5 % de especificidad, para el modelo con 7 clases y sin aumento de datos, resultado que excede el 40 % reportado en la literatura hasta la fecha. Asimismo, la precisión del modelo decrece a mayor edad de la equimosis. En el mejor modelo, esto se manifiesta para equimosis de más de 7 días. Esto se explica porque la información visual de una equimosis se pierde conforme pasan los días. Los resultados confirman que el modelo propuesto es adecuado para la datación de equimosis, dado que presenta una precisión de 97 % para personas mestizas, mucho mayor que la precisión obtenida por expertos analizando imágenes de personas de piel blanca, lo cual sugiere que el modelo puede ser usado para otros colores de piel.

Asimismo, se realizó una revisión de la literatura de los métodos, modelos y variables utilizados para la datación de equimosis. También se recolectó un conjunto de datos de fotografías de equimosis, clasificadas por edad, el cual se

usó para el experimento de datación de equimosis y el entrenamiento de los distintos modelos de aprendizaje profundo.

Una limitación de los resultados actuales es que están basados en fotografías obtenidas en un experimento controlado y contexto heterogéneo, para garantizar la exactitud de la información, dada la dificultad de obtener imágenes de equimosis de casos de violencia.

La principal limitación de este estudio es que el método propuesto está basado exclusivamente en el uso de imágenes.

7.2. Trabajos futuros

Se recomienda extender el modelo propuesto para algunos aspectos de la violencia física, como el objeto usado, intensidad y ubicación geográfica del evento de violencia, todo ello podría constituir un trabajo futuro.

Otro posible trabajo futuro sería extender el modelo para incluir aspectos específicos de la variabilidad biológica, como la edad, sexo, color de piel y raza del individuo, así como ubicación, tamaño, profundidad y gravedad de la equimosis. También, se podría incluir el estado biológico de la persona; por ejemplo, personas con enfermedades crónicas como la diabetes.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Avuçlu, E., y Başçiftçi, F. (2018). New approaches to determine age and gender in image processing techniques using multilayer perceptron neural network. *Applied Soft Computing Journal*, 70, 157–168. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.05.033>
- Barington, K., Jensen, H. E., y Skovgaard, K. (2017). Forensic aspects of gene expression signatures for age determination in bruises as evaluated in an experimental porcine model. *Forensic Science, Medicine, and Pathology*, 13(2), 151–160. <https://doi.org/10.1007/s12024-017-9869-2>
- Bechar, M. E. A., Settouti, N., Barra, V., y Chikh, M. A. (2018). Semi-supervised superpixel classification for medical images segmentation: application to detection of glaucoma disease. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 29(3), 979–998. <https://doi.org/10.1007/s11045-017-0483-y>
- Breiman, L. Random Forests. *Machine Learning* 45, 5–32 (2001). <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Chen, L., Fan, C., Yang, H., Hu, S., Zou, L., y Deng, D. (2018). Face age classification based on a deep hybrid model. *Signal, Image and Video Processing*, 12(8), 1531–1539. <https://doi.org/10.1007/s11760-018-1309-6>
- Cho, D., Tai, Y.-W., y Kweon, I. S. (2018). Deep Convolutional Neural Network for Natural Image Matting using Initial Alpha Mattes. *IEEE Transactions on Image Processing, PP(X)*, 1. <https://doi.org/10.1109/TIP.2018.2872925>
- Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L., Kai Li, y Li Fei-Fei. (2009). ImageNet: A large-scale hierarchical image database. 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2009.5206848>
- Grossman, S. E., Johnston, A., Vanezis, P., y Perrett, D. (2011). Can we assess the age of bruises? An attempt to develop an objective technique. *Medicine*,

- Science and the Law*, 51(3), 170–176.
<https://doi.org/10.1258/msl.2011.010135>
- Harris, C., Alcock, A., Trefan, L., Nuttall, D., Evans, S. T., Maguire, S., y Kemp, A. M. (2018). Optimising the measurement of bruises in children across conventional and cross polarized images using segmentation analysis techniques in Image J, Photoshop and circle diameter measurements. *Journal of Forensic and Legal Medicine*, 54(December 2017), 114–120.
<https://doi.org/10.1016/j.jflm.2017.12.020>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., y Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016-Decem*, 770–778.
<https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
- Hekler, A., Utikal, J. S., Enk, A. H., Berking, C., Klode, J., Schadendorf, D., Jansen, P., Franklin, C., Holland-Letz, T., Krah, D., von Kalle, C., Fröhling, S., y Brinker, T. J. (2019). Pathologist-level classification of histopathological melanoma images with deep neural networks. *European Journal of Cancer*, 115, 79–83. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2019.04.021>
- Hermessi, H., Mourali, O., y Zagrouba, E. (2019). Deep feature learning for soft tissue sarcoma classification in MR images via transfer learning. *Expert Systems with Applications*, 120, 116–127.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.11.025>
- Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., Andreetto, M., y Adam, H. (2017). *MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications*. <http://arxiv.org/abs/1704.04861>
- INEI. (2017). *Indicadores De Violencia Familiar Y Sexual. 2000–2017*. https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1465/libro.pdf
- Ishida, Y., Kuninaka, Y., Nosaka, M., Kimura, A., Kawaguchi, T., Hama, M., Sakamoto, S., Shinozaki, K., Eisenmenger, W., y Kondo, T. (2015). Immunohistochemical analysis on MMP-2 and MMP-9 for wound age determination. *International Journal of Legal Medicine*, 129(5), 1043–1048.

<https://doi.org/10.1007/s00414-015-1167-5>

- Kitchenham, B., y Charters, S. (2007). Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering. *Software Engineering Group School of Computer Science and Mathematics Keele University*, 13(1), 37–43. <https://doi.org/10.1145/1134285.1134500>
- Krizhevsky, A. (2009). Learning Multiple Layers of Features from Tiny Images.
- Langlois, N. E. I. (2007). The science behind the quest to determine the age of bruises—a review of the English language literature. *Forensic Science, Medicine, and Pathology*, 3(4), 241–251. <https://doi.org/10.1007/s12024-007-9019-3>
- Langlois, N. E. I., y Gresham, G. A. (1991). The ageing of bruises: A review and study of the colour changes with time. *Forensic Science International*, 50(2), 227–238. [https://doi.org/10.1016/0379-0738\(91\)90154-B](https://doi.org/10.1016/0379-0738(91)90154-B)
- Lin, T., Maire, M., Belongie, S., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Dollár, P., y Zitnick, C. L. (2014). Microsoft COCO: Common objects in context. *Computer Vision – ECCV 2014*, 740-755. https://doi.org/10.1007/978-3-319-10602-1_48
- Llajaruna, G., Mauricio, D., y Gutierrez, L. (2012). *Datación de Equimosis en el Peritaje Médico Legal Peruano mediante Redes Neuronales Artificiales y Procesamiento de Imágenes*. 366–377. <http://www.din.uem.br/sbpo/sbpo2012/pdf/arq0214.pdf>
- Maguire, S., Mann, M. K., Sibert, J., y Kemp, A. (2005). Can you age bruises accurately in children? A systematic review. *Archives of Disease in Childhood*, 90(2), 187–189. <https://doi.org/10.1136/adc.2003.044073>
- Marsico, M. De, Nappi, M., Riccio, D., y Wechsler, H. (2017). Leveraging implicit demographic information for face recognition using a multi-expert system. *Multimedia Tools and Applications*, 76(22), 23383–23411. <https://doi.org/10.1007/s11042-016-4085-8>
- Mesli, V., Le Garff, E., Marchand, E., Labreuche, J., Ramdane, N., Maynou, C., Delannoy, Y., y Hédouin, V. (2019). Determination of the age of bruises using a bilirubinometer. *Forensic Science International*, 302, 109831.

<https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2019.05.047>

Ministerio Público del Perú. (2016). *Anuario Estadístico Del Ministerio Público* (Vol. 106, Issue 11). <http://www.din.uem.br/sbpo/sbpo2012/pdf/arq0214.pdf>

Pal, A., Garain, U., Chandra, A., Chatterjee, R., y Senapati, S. (2018). Psoriasis skin biopsy image segmentation using Deep Convolutional Neural Network. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 159, 59–69. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2018.01.027>

Perez, L., y Wang, J. (2017). *The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning*. <http://arxiv.org/abs/1712.04621>

Perú, I. de M. L. del. (2014). *Guía Médico Legal De Valoración Integral De Lesiones Corporales*. 76. [https://www.mpfm.gob.pe/escuela/contenido/actividades/docs/3398_1.1\)_guia_lesiones_2014_final.pdf](https://www.mpfm.gob.pe/escuela/contenido/actividades/docs/3398_1.1)_guia_lesiones_2014_final.pdf)

Pilling, M. L., Vanezis, P., Perrett, D., y Johnston, A. (2010). Visual assessment of the timing of bruising by forensic experts. *Journal of Forensic and Legal Medicine*, 17(3), 143–149. <https://doi.org/10.1016/j.jflm.2009.10.002>

Rattani, A., Reddy, N., y Derakhshani, R. (2018). Convolutional neural networks for gender prediction from smartphone-based ocular images. *IET Biometrics*, 7(5), 423–430. <https://doi.org/10.1049/iet-bmt.2017.0171>

Ross, C. G., Langlois, N. E. I., Heath, K., y Byard, R. W. (2015). Further evidence for a lack of reliability in the histologic ageing of bruises – an autopsy study. *Australian Journal of Forensic Sciences*, 47(2), 224–229. <https://doi.org/10.1080/00450618.2014.933486>

Rumelhart, D., Hinton, G. y Williams, R. Learning representations by back-propagating errors. *Nature* 323, 533–536 (1986). <https://doi.org/10.1038/323533a0>

Saidi, M., Bechar, M. E. A., Settouti, N., y Chikh, M. A. (2018). Instances selection algorithm by ensemble margin. *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*, 30(3), 457–478. <https://doi.org/10.1080/0952813X.2017.1409283>

Scafide, K. N., Sheridan, D. J., Downing, N. R., y Hayat, M. J. (2020). Detection

- of Inflicted Bruises by Alternate Light: Results of a Randomized Controlled Trial. *Journal of Forensic Sciences*, 65(4), 1191–1198. <https://doi.org/10.1111/1556-4029.14294>
- Scafide, K. N., Sheridan, D. J., Taylor, L. A., y Hayat, M. J. (2016). Reliability of tristimulus colourimetry in the assessment of cutaneous bruise colour. *Injury*, 47(6), 1258–1263. <https://doi.org/10.1016/j.injury.2016.01.032>
- Stam, B., van Gemert, M. J. C., van Leeuwen, T. G., Teeuw, A. H., van der Wal, A. C., y Aalders, M. C. G. (2011). Can color inhomogeneity of bruises be used to establish their age? *Journal of Biophotonics*, 4(10), 759–767. <https://doi.org/10.1002/jbio.201100021>
- Szegedy, C., Vanhoucke, V., Ioffe, S., Shlens, J., y Wojna, Z. (2016). Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016-Decem*, 2818–2826. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.308>
- Tan, M., Chen, B., Pang, R., Vasudevan, V., Sandler, M., Howard, A., y Le, Q. V. (2019a). Mnasnet: Platform-aware neural architecture search for mobile. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019-June*, 2815–2823. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00293>
- Tan, M., Chen, B., Pang, R., Vasudevan, V., Sandler, M., Howard, A., y Le, Q. V. (2019b). MnasNet: Platform-Aware Neural Architecture Search for Mobile. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2815–2823. <https://doi.org/https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00293>
- Thavarajah, D., Vanezis, P., y Perrett, D. (2012). Assessment of bruise age on dark-skinned individuals using tristimulus colorimetry. *Medicine, Science and the Law*, 52(1), 6–11. <https://doi.org/10.1258/msl.2011.011038>
- Vidovic, L., Milanic, M., y Majaron, B. (2015). Objective characterization of bruise evolution using photothermal depth profiling and Monte Carlo modeling. *Journal of Biomedical Optics*, 20(1), 017001. <https://doi.org/10.1117/1.JBO.20.1.017001>
- Wang, S., Tao, D., y Yang, J. (2016). Relative Attribute SVM+ Learning for Age

- Estimation. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 46(3), 827–839.
<https://doi.org/10.1109/TCYB.2015.2416321>
- Wong, K. C. L., Syeda-Mahmood, T., y Moradi, M. (2018). Building medical image classifiers with very limited data using segmentation networks. *Medical Image Analysis*, 49, 105–116. <https://doi.org/10.1016/j.media.2018.07.010>
- World Health Organization. (2013). *Global and regional estimates of violence against women*. 136(1).
<https://www.who.int/reproductivehealth/publications/violence/9789241564625/en/>
- Yagi, Y., Murase, T., Kagawa, S., Tsuruya, S., Nakahara, A., Yamamoto, T., Umehara, T., y Ikematsu, K. (2016). Immunohistochemical detection of CD14 and combined assessment with CD32B and CD68 for wound age estimation. *Forensic Science International*, 262, 113–120.
<https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2016.02.031>
- Zhang, W., Ren, L., y Wang, L. (2018). A Method of Deep Belief Network Image Classification Based on Probability Measure Rough Set Theory. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 32(11), 1850040.
<https://doi.org/10.1142/S0218001418500404>

ANEXOS

ANEXO A. Modelo de Calidad del Software

A continuación, en la siguiente figura, se describe el Modelo de Calidad propuesto para el software Sistema de Datación de Equimosis. Se puede apreciar que las características de Funcionalidad y Eficiencia son las más importantes, con un peso de 25.7 y 22.9 %, respectivamente.

Modelo de Calidad - Características

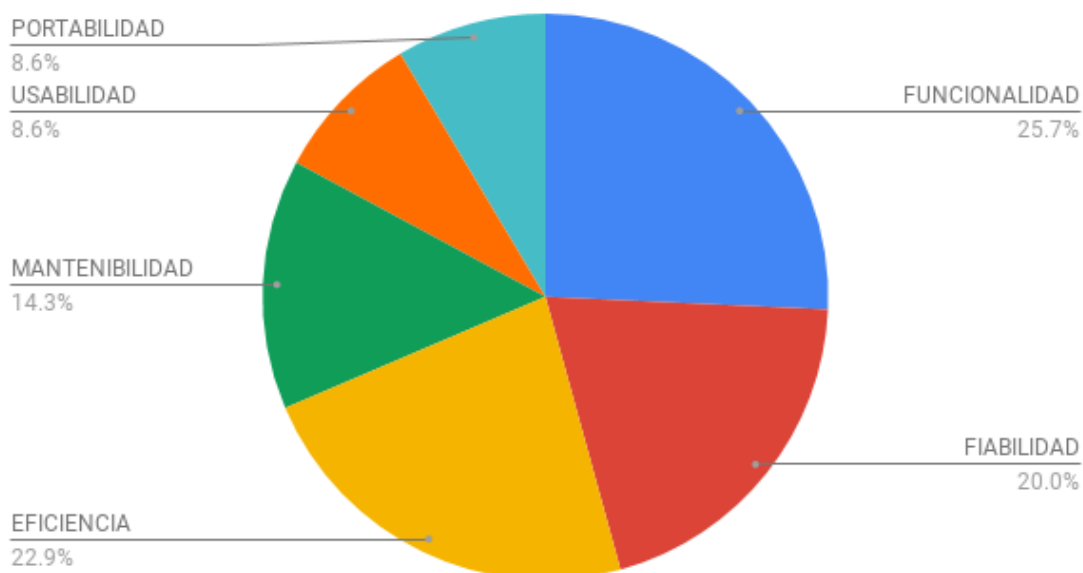


Figura 19. Modelo de Calidad del Software.

Fuente. Elaboración propia

En la tabla 18, se detalla los pesos otorgados a cada característica de calidad y la justificación para ello.

Es importante resaltar que el software será usado por especialistas del IML, por lo cual la característica Usabilidad es importante.

Respecto a la Portabilidad, no es relevante, ya que la aplicación, al ser en plataforma web, es portable por naturaleza.

Tabla 18. Características del modelo de calidad

Característica	Peso %	Justificación
Funcionalidad	25.7	El usuario registrará los casos de equimosis en el sistema. Esta función es crítica y la más importante del sistema. Satisface las necesidades implícitas y explícitas del cliente
Fiabilidad	20	El sistema funciona con Internet, las 24 horas, 7 días a la semana, 365 días al año
Usabilidad	8.6	Es para usuarios internos. Se les capacitará y brindará un Manual de Usuario.
Eficiencia	22.9	200 usuarios en simultáneo, en el peor de los casos.
Facilidad de Mantenimiento	14.3	En el futuro, se piensa agregar funcionalidad, pero aún no se tiene claro.
Portabilidad	8.6	El sistema debe funcionar en navegadores web en computadoras de escritorio. No es necesario que funcione en dispositivos móviles, teléfonos inteligentes o tablets.

Es un sistema web que se instala en un servidor central.

Al usar tecnología .Net Core, puede ser instalado en Windows o Linux.

100 %

Fuente. Elaboración propia

ANEXO B. Producción científica de la investigación

Received: 14 June 2020 | Revised: 27 August 2020 | Accepted: 31 August 2020
DOI: 10.1111/1556-4029.14578



TECHNICAL NOTE

Digital & Multimedia Sciences

JOURNAL OF
FORENSIC SCIENCES

Bruise dating using deep learning

Jhonatan Tirado BSc | David Mauricio PhD

Department of Systems Engineering,
Universidad Nacional Mayor de San
Marcos, Lima, Peru

Correspondence
David Mauricio, Department of Systems
Engineering, Universidad Nacional Mayor
de San Marcos, Lima, Peru.
Email: dmauricios@unmsm.edu.pe

Abstract

The bruise dating can have important medicolegal implications in family violence and violence against women cases. However, studies show that the medical specialist has 50% accuracy in classifying a bruise by age, mainly due to the variability of the images and the color of the bruise. This research proposes a model, based on deep convolutional neural networks, for bruise dating using only images, by age ranges, ranging from 0–2 days to 17–30 days, and images of healthy skin. A 2140 experimental bruise photograph dataset was constructed, for which a data capture protocol and a preprocessing procedure are proposed. Similarly, 20 classification models were trained with the Inception V3, Resnet50, MobileNet, and MnasNet architectures, where combinations of learning transfer, cross-validation, and data augmentation were used. Numerical experiments show that classification models based on MnasNet have better results, reaching 97.00% precision and sensitivity, and 99.50% specificity, exceeding 40% precision reported in the literature. Also, it was observed that the precision of the model decreases with the age of the bruise.

KEYWORDS

bruise dating, convolutional neural network, deep learning, MasNet

1 | INTRODUCTION

According to the latest report of the World Health Organization (WHO) [1], domestic violence against women is a global scourge, with a prevalence of physical or sexual abuse against women of just over 30% globally and 29.8% in Latin America (see Figure 1). Some victims of violence report these facts to the authorities, which require forensic clinical services such as bruise dating to support complaints, since the results of dating, used as evidence, can be decisive for justice. However, many of these complaints are filed due to lack of evidence or error in the dating of bruise, which aggravates the consequences of this scourge.

Bruise, also known as ecchymosis, is the internal bleeding of the skin due to the rupture of blood vessels, which is caused by an

impact with an edgeless object, without tearing or cutting the skin. Therefore, blood escapes from blood vessels close to the surface of the skin being trapped under it [2]. This generates a coloration on the surface of the skin, which shows a series of colors that vary over time and can be visible for up to 30 days from its appearance, so the medical literature reports the use of color scales for dating of a bruise. This procedure consists in determining the age of this bruise; thus, the bruise is visualized *in situ* or through photographs, and the judgment of an expert is applied [3], who, in general, is a coroner, and its importance lies in being evidence fundamental in a trial for domestic violence or against women.

There are studies on the dating of bruise, from the medical and forensic point of view, where the use of histological analysis [4], genetic [5], chromatography [6], and visual inspection techniques are

This is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution License, which permits use, distribution and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

© 2020 The Authors. *Journal of Forensic Sciences* published by Wiley Periodicals LLC on behalf of American Academy of Forensic Sciences

J. Forensic Sci. 2020;00:1–11.

wileyonlinelibrary.com/journal/jfo | 1

Figura 20. Carátula del artículo publicado en el Journal of Forensic Sciences con DOI 10.1111/1556-4029.14578.

Fuente. Elaboración propia

ANEXO C. Ranking Scimago de la revista



Figura 21. Detalle del ranking Scimago del Journal of Forensic Sciences.

Fuente. Elaboración propia

https://www.scimagojr.com/journalrank.php?category=2734&wos=true&page=2&total_size=141

69	International Journal of Offender Therapy and Comparative Criminology	journal	0.639 Q2	57	162	423	9049	684	419	1.41	55.86	
70	Toxicologic Pathology	journal	0.630 Q2	102	95	312	4313	489	296	1.46	45.40	
71	Histology and Histopathology	journal	0.625 Q2	90	124	361	7267	669	358	1.94	58.60	
72	Journal of Forensic Sciences	journal	0.623 Q2	93	323	891	9463	1346	783	1.79	29.30	
73	Journal of Cutaneous Pathology	journal	0.622 Q2	72	193	619	3801	832	536	1.43	19.69	
74	Legal Medicine	journal	0.621 Q2	42	83	293	2670	420	274	1.46	32.17	
75	Journal of Child Sexual Abuse	journal	0.612 Q2	42	73	174	3602	271	163	1.50	49.34	
76	Medical Molecular Morphology	journal	0.598 Q2	41	36	92	1287	180	89	2.54	35.75	
77	Journal of Forensic and Legal Medicine	journal	0.597 Q2	44	151	464	4839	691	429	1.50	32.05	
78	International Journal of Forensic Mental Health	journal	0.583 Q2	34	42	90	2676	149	87	1.45	63.71	
79	Pathology Research and Practice	journal	0.580 Q2	58	428	751	15685	1483	733	2.06	36.65	

Figura 22. Ranking Scimago del Journal of Forensic Sciences.
Fuente. Elaboración propia