|  |
| --- |
| A picture containing text  Description automatically generated A picture containing text, clipart  Description automatically generated |
| **TESIS de Maestría en**  **Ingeniería en Sistemas de Información**        **“MÉTODO SEMIAUTOMÁTICO PARA IDENTIFICAR RASGOS BIOMÉTRICOS SUAVES EN QUEILOSCOPÍA MEDIANTE LA IMPLEMENTACIÓN DE MACHINE LEARNING”**          **Alumno: Esp. Ing. Agustín F. Sabelli**      **Director: Dra. María Florencia Pollo Cattaneo**  **Co-director: M. Ing. Parag Chatterjee**        **Ciudad Autónoma de Buenos Aires, TBD 2022** |

# ****RESUMEN****

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Suspendisse sollicitudin lorem vitae pretium dictum. Morbi lacinia, odio vel placerat volutpat, velit ante ornare ante, eu accumsan augue elit eu quam. Curabitur volutpat imperdiet mi, sit amet bibendum nunc. Ut elementum dictum lorem, sit amet egestas mi accumsan eget. In sit amet malesuada quam. Pellentesque in orci quis tellus tempor molestie at ut metus. Sed faucibus lacinia tortor at dictum. Aliquam id feugiat sem, mattis accumsan eros.

# ****ABSTRACT****

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Suspendisse sollicitudin lorem vitae pretium dictum. Morbi lacinia, odio vel placerat volutpat, velit ante ornare ante, eu accumsan augue elit eu quam. Curabitur volutpat imperdiet mi, sit amet bibendum nunc. Ut elementum dictum lorem, sit amet egestas mi accumsan eget. In sit amet malesuada quam. Pellentesque in orci quis tellus tempor molestie at ut metus. Sed faucibus lacinia tortor at dictum. Aliquam id feugiat sem, mattis accumsan eros.

# INDICE

[1 RESUMEN 2](#_Toc126606756)

[2 ABSTRACT 2](#_Toc126606757)

[3 INDICE 3](#_Toc126606758)

[4 INDICE DE FIGURAS 6](#_Toc126606759)

[5 INDICE DE TABLAS 8](#_Toc126606760)

[6 INDICE DE FORMULAS 9](#_Toc126606761)

[7 INTRODUCCION 10](#_Toc126606762)

[7.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA 12](#_Toc126606763)

[7.2 OBJETIVOS DE LA TESIS 14](#_Toc126606764)

[7.2.1 OBJETIVO GENERAL 14](#_Toc126606765)

[7.2.2 OBJETIVOS ESPECIFICOS 15](#_Toc126606766)

[7.3 ALCANCE DE LA INVESTIGACION 15](#_Toc126606767)

[7.4 METODOLOGÍA EMPLEADA 16](#_Toc126606768)

[7.5 PRODUCCIÓN CIENTÍFICA DERIVADA DE RESULTADOS PARCIALES DE LA TESIS 17](#_Toc126606769)

[7.6 MACHINE LEARNING ORIENTADO A LA QUEILOSCOPIA 18](#_Toc126606770)

[7.6.1 SISTEMA BIOMÉTRICO AUTOMATIZADO 20](#_Toc126606771)

[7.6.1.1 DATOS DE ENTRADA 20](#_Toc126606772)

[7.6.1.2 SEGMENTACIÓN 23](#_Toc126606773)

[7.6.1.3 PREPROCESAMIENTO 25](#_Toc126606774)

[7.6.1.4 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS 26](#_Toc126606775)

[7.6.1.5 CLASIFICACIÓN 27](#_Toc126606776)

[7.6.1.5.1 DECISION TREE 27](#_Toc126606777)

[7.6.1.5.1.1 RANDOM FOREST 29](#_Toc126606778)

[7.6.1.5.1.2 HOEFFDING TREE 29](#_Toc126606779)

[7.6.1.5.1.3 NBTREE 30](#_Toc126606780)

[7.6.1.5.1.4 PART 30](#_Toc126606781)

[7.6.1.5.2 NAÏVE BAYES 30](#_Toc126606782)

[7.6.1.5.3 SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) 32](#_Toc126606783)

[7.6.1.5.4 K-MEANS CLUSTERING 34](#_Toc126606784)

[7.6.1.5.5 MODELO OCULTO DE MÁRKOV (HMM) 35](#_Toc126606785)s

[7.6.1.5.6 PERCEPTRÓN MULTICAPA (MLP) 36](#_Toc126606786)

[7.6.1.5.7 PROBABILISTIC NEURAL NETWORK (PNN) 38](#_Toc126606787)

[8 ESTADO DEL ARTE 38](#_Toc126606788)

[8.1 ESTRATEGIAS DE BÚSQUEDA 38](#_Toc126606789)

[8.2 CRITERIOS DE SELECCIÓN DE ESTUDIOS 40](#_Toc126606790)

[8.3 SELECCIÓN DE ESTUDIOS PRIMARIOS 40](#_Toc126606791)

[8.4 INFORMACION ADICIONAL 41](#_Toc126606792)

[9 REFERENCIAS 45](#_Toc126606793)

# INDICE DE FIGURAS

[**Figura 1.** Pipeline de un sistema de autenticación biométrico 17](#_Toc126605946)

[**Figura 2**. Impresión labial obtenida por medio de cinta de celofan 20](#_Toc126605947)

[**Figura 3.** Impresión labial obtenida por medio de polvo de revelado convencional 20](#_Toc126605948)

[**Figura 4.** Impresión labial de ejemplo, perteneciente al individuo 01M 21](#_Toc126605949)

[**Figura 5.** Impresión labial digitalizada 22](#_Toc126605950)

[**Figura 6.** Detección de objetos utilizando YOLO 22](#_Toc126605951)

[**Figura 7.** Impresión labial digitalizada con su rectángulo delimitador tras aplicar DO 23](#_Toc126605952)

[**Figura 8.** Imagen ilustrativa de una impresión labial digitalizada tras aplicarle SI 24](#_Toc126605953)

[**Figura 9**. Manipulación, transformación y filtrado de una imagen 25](#_Toc126605954)

[**Figura 10.** Ejemplo básico de un Decision Tree 27](#_Toc126605955)

[**Figura 11.** Pseudocodigo de un Decision Tree 28](#_Toc126605956)

[**Figura 12.** Ejemplo básico de Naïve Bayes 30](#_Toc126605957)

[**Figura 13.** Ejemplo ilustrativo de cómo SVM separa dos clases 31](#_Toc126605958)

[**Figura 14.** Ejemplo ilustrativo de datos clusterizados mediante K-Means 34](#_Toc126605959)

[**Figura 15.** Arquitectura HMM 35](#_Toc126605960)

[**Figura 12.** Cantidad de artículos primarios por año de publicación. 40](#_Toc126605961)

[**Figura 13.** Distribución porcentual de artículos primarios por tipo de publicación. 41](#_Toc126605962)

[**Figura 14.** Distribución porcentual de los artículos primarios por continente de realización del congreso. 41](#_Toc126605963)

[**Figura 15.** Cantidad de artículos primarios por fuente de búsqueda. 42](#_Toc126605964)

[**Figura 16.** Cantidad de artículos primarios por cadena de búsqueda. 42](#_Toc126605965)

# INDICE DE TABLAS

**Tabla 1**. Fuentes de búsqueda 32

**Tabla 2**. Términos de búsqueda 33

**Tabla 3.** Cadenas de búsqueda 33

**Tabla 4**. Resultados obtenidos luego de la búsqueda en librerías digitales 35

# INDICE DE FORMULAS

**(1)** NAÏVE BAYESTeorema de Bayes 31

**(2)** SVM Función Generadora de Hiperplanos 33

**(3)** SVM Clasificador Lineal 33

**(4)** SVM Margen 33

**(5)** SVM Ecuación de clasificador no lineal 34

**(6)** K-Means Clustering Distancia Euclidiana 34

**(7)** MLP Función de la estructura para dos capas 37

**(8)** RNN Estado Recurrente 40

# INTRODUCCION

La superficie externa de los labios posee muchas elevaciones y depresiones que forman un patrón característico denominado “impresiones labiales” (Kumar et al., 2016). Tales surcos son permanentes, se recuperan luego de ciertas enfermedades y son únicos salvo en caso de gemelos homocigóticos (Stamm, 2015).

El estudio de las impresiones labiales se produce a través del análisis de las líneas, fisuras, arrugas y estrías presentes en el labio (Cavalcanti Caputo et al., 2018). A dicho estudio se lo denomina “Queiloscopía”. “Queilos” proviene del griego que significa labio y “scopia” examinar (Gugulothu et al., 2015). Si bien fue el antropólogo R. Fischer el pionero en esta área y quien describió los surcos en 1902, no fue hasta 1932 que Edmond Locard, reconocido criminalista francés, recomendó su uso para la identificación (Cardoso, 2019). No obstante, tuvieron que pasar veintiocho años para que en 1950 LeMonyne Snyder los utilice en un caso real.

Aunque la Queiloscopía es un campo relativamente nuevo entre la gran cantidad de herramientas de identificación disponible para expertos forenses, de ésta se obtiene información sumamente útil como la identidad de una persona. Esto se debe a que permanecen relativamente estables y muestran diferencias en cuanto al género (Kumar et al., 2016).

La Queiloscopía es un procedimiento manual donde se utilizan herramientas como lupas y escalas para analizar las huellas labiales. Esto lo convierte en una metodología propensa a errores humanos (Sandhya & Fernandes, 2017). Para evitar esto y automatizarla, se precisa de un algoritmo. Éste es una secuencia de instrucciones que deben ser llevadas a cabo para transformar entradas en salidas. Para una misma tarea pueden llegar a haber múltiples algoritmos que cumplan los requisitos, interesando aquel que sea el más eficiente y requiera la menor cantidad de instrucciones, memoria o una combinación de ambas. Sin embargo, para muchas aplicaciones no existe un algoritmo que pueda resolver el problema en cuestión debido a que no se sabe cómo transformar sus entradas en salidas. Afortunadamente, lo que se carece en conocimiento, se puede compensar con datos. Existe un proceso que explica la información observable. Si bien no se conocen los detalles del proceso subyacente a la generación de ellos, se sabe que no es completamente aleatorio. Existen ciertos patrones en los datos y si bien resulta imposible poder identificar el proceso completamente, se puede construir una muy buena y útil aproximación. Éste es la esencia del aprendizaje automático o Machine Learning (ML) (Alpaydin, 2020).

ML es un subcampo de la Inteligencia Artificial (IA). Esta última se define como la inteligencia exhibida por una entidad artificial para resolver problemas complejos (Borana, 2016). Tal sistema generalmente supone ser una computadora o máquina. Dicho de otra forma, se puede decir que la IA es la habilidad que tiene dicha entidad de utilizar algoritmos para aprender de los datos y usar este conocimiento para tomar decisiones como lo haría un ser humano. A diferencia de este último, las máquinas que cuentan con IA corren con la ventaja de no precisar de descansos, analizar enormes cantidades de datos de forma simultánea y contar con una baja tasa de error (Rouhiainen, 2018).

Uno de los mayores beneficios de la IA es que la toma de decisiones se basa en hechos, más que en emociones (Borana, 2016). Otro privilegio con el que cuenta es la capacidad que le da a los robots o máquinas de desempeñar tareas que los humanos consideran difíciles, aburridas o peligrosas (Rouhiainen, 2018). Gracias a esto, posibilita realizar trabajos que alguna vez se creyeron imposibles.

Si bien la IA y ML han estado presentes desde hace mucho tiempo, es desde hace poco que se cuenta con el poder computacional para efectivamente desarrollar Redes Neuronales Artificiales (RNA) que posean un tiempo de respuesta razonable (Rughani & Bhatt, 2017). En el campo de la biometría, ML resalta por su capacidad de aumentar la precisión en el proceso de identificación. Las características biométricas tomadas en primera instancia no son siempre iguales a las tomadas una segunda vez. En consecuencia, el uso de técnicas de aprendizaje automático como Redes Neuronales, Lógica Difusa, Informática Evolutiva, etc., ha incrementado su demanda (Akulwar & Vijapur, 2019).

## PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Los documentos de investigación sobre el uso de impresiones labiales en odontología forense son escasos en comparación con la literatura sobre la práctica generalizada de confiar en las huellas digitales para la identificación personal (Verma et al., 2015). A partir del 2001 ha habido un aumento de estudios que demuestran un renovado interés en el estudio de éstas (Furnari & Janal, 2017). En una era criminalística en donde los métodos que emplean programas informáticos facilitan enormemente la labor del criminalista y reducen la subjetividad que gobierna las decisiones humanas, resulta de gran importancia hacer referencia a la cuestión en lo que se refiere a la Queiloscopía (Cardoso, 2019).

La humectación continua de la cavidad oral y la secreción de sebo de las glándulas sebáceas conduce a la formación de huellas labiales latentes (Sharma et al., 2017), las cuales no son visibles a diferencia de las huellas labiales visibles debido a la utilización de lápiz labial (Dolly et al., 2016). Éstas pueden ser recolectadas hasta 30 días luego de ser producidas (Sinha, 2015).

Al ser un procedimiento sumamente sencillo y económico (Dolly et al., 2016), la aplicación de la Queiloscopía resulta ventajosa y sumamente útil cuando se encuentran disponibles dichas impresiones labiales en objetos o pertenencias, como tazas, vasos, colillas, servilletas de papel o incluso en cojines u objetos similares utilizados en casos de asfixia. Cuando una huella labial latente está relacionada con una víctima o sospechoso en la escena del crimen, se convierte en evidencia y debe analizarse como tal (Cavalcanti Caputo et al., 2018). Investigaciones incluso sugieren que este tipo de estudio podría cumplir un gran papel en la comparación, análisis e identificación exitosa de una persona en tal circunstancia (Chatra, 2016). De hecho, para asociar a alguien con algo o un lugar en específico, la Queiloscopía representa una de las formas más confiables de realizarlo (Sharma et al., 2017).

Además, la Queiloscopía puede apoyarse de otros datos biométricos para lograr una identificación exitosa como ser las huellas dactilares (Furnari & Janal, 2017). Por otro lado, en lo que respecta a la determinación del sexo se ha demostrado que la Queiloscopía posee un alto grado de exactitud y reproducibilidad para predecirla (Sharma et al., 2017).

Una situación redundante en los países latinoamericanos es el hecho de que no está protocolizado el empleo de la Queiloscopía como sistema de identificación de personas (Stamm, 2015). No hay concientización entre los profesionales odontólogos de la implementación de registros de huellas labiales, situación que ameritaría una revisión, ya que se trata de un método que reúne los requisitos de todo sistema de identificación: unicidad, perennidad, invariabilidad y clasificabilidad.

Lamentablemente, en la actualidad no existen muchas bases de datos que contengan imágenes de impresiones de labios y aquellas que están abiertas al público para la investigación son escasas (Sandhya & Fernandes, 2017). Asimismo, hoy en día hay una gran necesidad de fomentar la implementación de bases de datos Queiloscópicas como procedimiento de rutina en la práctica diaria del odontólogo, instando a un rediseño de la Historia Clínica Odontológica, en razón de la cantidad y, sobre todo, calidad de información que debería contener (Stamm, 2015).

No existe un estándar para obtener las impresiones de labios. Muchos trabajos de investigación abogan el uso de distintas técnicas como fotografiarlas y el uso de lápices labiales u otros agentes colorantes (Sandhya & Fernandes, 2017). Sumado a eso, los métodos generalmente utilizados para llevar a cabo el análisis son manuales e involucran el uso de un software de edición de imagen como el Adobe Photoshop® (Chatra, 2016; Furnari & Janal, 2017; Gugulothu et al., 2015; Ramakrishnan et al., 2015; Sharma, 2017; Shenoi et al., 2016, 2016)

A pesar de que métodos automáticos para el reconocimiento que utilizan algoritmos de Deformación Dinámica del Tiempo (DTW), Transformada Top-Hat, métodos de conteo de votos (“vote counting”) y la Transformada de Hough han resultado ser bastante eficientes (Sandhya & Fernandes, 2017), no se ha incursionado demasiado en la obtención de otros datos como ser el género de la persona. Además, un aspecto a mejorar es proporcionar un margen de error intrínseco a su propia metodología, una suerte de “likelihood ratio” (LR) que expresa la probabilidad de que el resultado sea adecuado (Cardoso, 2019). Cumpliendo esto último le permitiría ser utilizado en cualquier informe pericial.

## OBJETIVOS DE LA TESIS

En esta sección se describe el objetivo general del presente trabajo, y los objetivos específicos necesarios para alcanzar el objetivo general. Finalmente, se define el alcance previsto de dichos objetivos.

### OBJETIVO GENERAL

El presente plan de trabajo de investigación busca proponer un método semiautomático que, utilizando algoritmos de ML, ayude a expertos forenses a poder determinar rasgos biométricos suaves de una persona, como el sexo y edad, a través de sus impresiones labiales. Por consiguiente, lo que se pretende es definir un procedimiento para pre-procesar y seleccionar las características más influyentes de las impresiones que luego serán inyectadas a los algoritmos de ML encargados de determinar los rasgos biométricos suaves. De esta manera, se procura ayudar a los expertos forenses durante una investigación criminal a mejorar el proceso de identificación de una persona a través de sus impresiones labiales.

### OBJETIVOS ESPECIFICOS

Para alcanzar dicho objetivo, se proponen los siguientes objetivos específicos:

1. Definir los pasos que se deben llevar a cabo para limpiar y pre-procesar la impresión labial digitalizada.
2. Especificar cuáles son las características a ser extraídas e inyectadas a los algoritmos de ML
3. Proponer, cuantificar y comparar la efectividad de diversos algoritmos de ML para estimar el sexo y edad de una persona

## ALCANCE DE LA INVESTIGACION

El presente trabajo se limita a estudiar la relación existente entre el sexo y edad de una persona con el de su impresión labial. Queda fuera del alcance del presente trabajo poder identificar inequívocamente al individuo a partir de ésta.

Asimismo, sólo se tendrán en cuenta los siguientes parámetros a la hora de evaluar y valorar una muestra:

1. Forma y geometría del contorno labial
2. Surcos o patrones labiales

## METODOLOGÍA EMPLEADA

La metodología para el desarrollo de esta Tesis fue dividida en cinco tareas o actividades, las cuáles ejecutadas en su conjunto permitieron trabajar sobre los objetivos en el contexto mencionado anteriormente. Estas actividades son:

1. **Efectuar investigación documental:** se obtiene una visión global sobre la problemática planteada en el presente trabajo. Tras una revisión exhaustiva de la literatura, se estudian y describen los distintos enfoques y resultados de diversos trabajos relativos o similares a la tesis. La misma se realiza a partir de la consulta a libros, papers, artículos de revistas científicas, y/o sitios webs reconocidos. Algunas de las fuentes bibliográficas más relevantes consultadas son:
   * Acceso a la biblioteca digital de IEEE:

http://ieeexplore.ieee.org/Xplore/guesthome.jsp

* + Acceso a la biblioteca digital de ACM: http://www.acm.org/
  + Acceso al repositorio SCOPUS: http://www.scopus.com/home.url
  + Acceso a la biblioteca digital de ScienceDirect: https://www.sciencedirect.com/
  + Bases de repositorios disponibles en Google Académico http://scholar.google.com

1. **Construir marco teórico:** en base a la información recolectada en el inciso anterior, se enumerará, clasifica y describe brevemente cómo se aplican los distintos algoritmos (sean o no de ML) para clasificar e identificar a las personas en base a su impresión labial. Luego, se evalúa como las muestras son pre-procesadas e inyectadas a estos, y se analiza cuál de ellos pueden ser utilizadas para obtener el sexo y edad de la persona.
2. **Definir el método propuesto:** a partir del marco teórico, se seleccionan los algoritmos de ML que forman parte de la solución propuesta de la presente Tesis. Para cada uno, se determina el pre-procesamiento que se le debe llevar a cabo a cada muestra y las características a ser extraídas para maximizar la tasa de efectividad y cumplir con el objetivo general planteado anteriormente.
3. **Efectuar prueba de concepto / validación de la propuesta:** se verifica que los algoritmos y procesos propuestos sean útiles para los objetivos planteados. Esta comprobación se lleva a cabo a través de la aplicación y comparación de los algoritmos en cuestión en un caso práctico que así lo demuestre.
4. **Exponer conclusiones y futuras líneas investigación:** en base al trabajo realizado en las tareas anteriores, se presentan los resultados obtenidos. Se identifican limitaciones, puntos de mejora y se proponen futuras líneas de investigación.

## PRODUCCIÓN CIENTÍFICA DERIVADA DE RESULTADOS PARCIALES DE LA TESIS

Durante el desarrollo de esta tesis se han comunicado resultados parciales a través de las siguientes

publicaciones:

1. Sabelli, A. F., Chatterjee, P., & Pollo-Cattaneo, M. F. (2020). Modelos e implementación de Machine Learning en Queiloscopía. 2020 ATICA: XI Congreso Internacional sobre Aplicación de Tecnologías de la Información y Comunicaciones Avanzadas y VII Conferencia Internacional sobre Aplicación de Tecnologías de la Información y Comunicaciones para mejorar la Accesibilidad. Universidad Veracruzana y Universidad de Alcalá, 2020. Libro digital, PDF (ATICA 2020). Pág. 268-275. ISBN 978-84-18254-84-0.
2. Sabelli, A. F.; Chatterjee, P.; Pollo-Cattaneo, Ma. F. (2021). “Predictive modeling toward identification of sex from lip prints – machine learning in cheiloscopy” – Workshops at the Fourth International Conference on Applied Informatics 2021 – (ICAIW 2021). Buenos Aires, Argentina – Págs 29-43. October 28-30, 2021. Online ISSN: 1613-0073.
3. Sabelli, A. F.; Chatterjee, P.; Pollo-Cattaneo, Ma. F. (2022). “Marco de trabajo de rasgos biometricos en queiloscopía mediante el uso de machine learning”. WICC2022: XXIV Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación. Universidad Champagnat, 2022.

## MACHINE LEARNING ORIENTADO A LA QUEILOSCOPIA

ML es uno de los principales enfoques de la IA que recientemente se ha convertido en el centro de atención y tema sumamente popular entre la comunidad de investigadores. Resumidamente, ML es un aspecto de ciencia de la computación en la que las computadoras tienen la habilidad de aprender sin la necesidad de ser explícitamente programadas (Rouhiainen, 2018).

Un sistema biométrico automatizado tiene como objetivo predecir correctamente la identidad de una muestra o verificar si ésta es la misma que la muestra existente almacenada en una base de datos.

**Datos de**

**Entrada**

**Segmentación**

**Preprocesamiento**

**Extracción de**

**características**

**Clasificación**

**Figura 1.** Pipeline de un sistema de autenticación biométrico

La figura 1 representa el pipeline tradicional de un sistema de autentificación biométrica tradicional. Éste consta cinco etapas:

1. **Datos de entrada:** datos brutos obtenidos directamente del sensor/fuente de datos
2. **Segmentación:** proceso de extracción de la región de interés de la entrada dada
3. **Preprocesamiento:** eliminación del ruido para mejorar la imagen y normalizar los datos para su posterior procesamiento
4. **Extracción de características:** proceso de extraer información única y discriminatoria de los datos dados
5. **Clasificación:** proceso de creación de un modelo el cual, dado un vector de entrada, es capaz de proveer a éste una etiqueta correcta.

Cada una de las cuatro etapas puede ser vista como tareas separadas de ML, las cuales implican el aprendizaje de los parámetros óptimos para mejorar el rendimiento de autenticación final.

Como ML engloba una amplia gama de investigaciones, se han establecido muchos enfoques. Clustering, Bayesian Network, Deep Learning y Decision Tree Learning son sólo ejemplos de parte de éstos. Existen cuatro subconjuntos principales de ML que pueden ser utilizados:

* **Aprendizaje Supervisado:** los algoritmos utilizan datos que ya han sido etiquetados u organizados. Con este método, la intervención humana es requerida para poder proveer retroalimentación (Rouhiainen, 2018). El conjunto de datos de entrada se divide en conjunto de datos de prueba y entrenamiento. Éste último tiene una variable de salida que debe predecirse o clasificarse (Dey, 2016). Este proceso de aprendizaje se basa en la comparación de la salida calculada y la esperada, es decir, el aprendizaje se refiere a calcular y ajustar el error para lograr la salida esperada (Das et al., 2015).
* **Aprendizaje no Supervisado:** implementa algoritmos en los que los datos no han sido previamente etiquetados u organizados. En su lugar, las relaciones deben ser descubiertas sin participación humana (Rouhiainen, 2018). En este aprendizaje, los datos se dividen en diferentes grupos y, por lo tanto, el aprendizaje se llama algoritmo de clustering (Das et al., 2015).
* **Aprendizaje semi-supervisado:** es una técnica que combina el poder del aprendizaje supervisado y no supervisado. Puede ser fructífero en aquellas áreas de ML donde se encuentran presentes datos no etiquetados y etiquetarlos resulta un proceso tedioso (Dey, 2016). La creación de datos etiquetados es principalmente difícil, costosa y lenta, mientras que lograr datos sin etiquetar resulta más fácil y barato. Como el método de aprendizaje está semi-supervisado, no es necesario etiquetar todos los casos posibles. De esta forma se logra mejorar la eficiencia (Hajighorbani et al., 2016).
* **Aprendizaje por Refuerzo:** en este último caso los algoritmos cuentan con la capacidad de aprender de la experiencia. No son dados metas concretas, excepto maximizar algún tipo de recompensa (Rouhiainen, 2018). Ésta es dada por cada salida correcta y una penalización por cada incorrecta. El aprendizaje por refuerzo difiere del supervisado en que los pares de entrada/salida correctos nunca son revelados, ni acciones subóptimas corregidas explícitamente (Das et al., 2015).

### SISTEMA BIOMÉTRICO AUTOMATIZADO

#### DATOS DE ENTRADA

Se refiere a los datos crudos obtenidos directamente del sensor o fuente de información. En nuestro caso, éstas serían las impresiones labiales. Éstas pueden ser recolectadas de personas que presionen sus labios, previamente aplicado lápiz labial, contra un papel o cinta de celofán (Figura 2). Alternativamente, pueden obtenerse de superficies del cuerpo, telas u objetos inanimados (Figura 1) por medio de polvos de revelado para huellas dactilares o un cepillo y polvo magnético (Kannan et al., 2015).

|  |  |
| --- | --- |
| A picture containing text  Description automatically generated  **Figura 2**. Impresión labial obtenida por medio de cinta de celofan | An aerial view of a city  Description automatically generated with low confidence  **Figura 3.** Impresión labial obtenida por medio de polvo de revelado convencional |

No obstante, cabe aclarar que si bien se ha comprobado que los labios pueden recuperarse después de sufrir alteraciones como trauma, inflamación y enfermedades de transmisión sexual como ser el herpes (Shenoi et al., 2016), no dejan de ser una estructura suave de tejido blando lo cual acarrea ciertas problemáticas. Ejemplos de esto son el cambio en los patrones de los surcos labiales de forma transitoria debido a la pérdida de soporte asociada a la ausencia de piezas dentarias en el sector anterior (Chatra, 2016). Así como también, la claridad de las impresiones la cual depende de la presión ejercida. En caso de muerte, la toma de impresiones debe realizarse antes de transcurridas las 24 horas. Esto último se debe a las alteraciones que les ocurren a los labios, especialmente si el cuerpo ha sido mutilado o entrado en estado de descomposición (Sharma et al., 2017).

En la actualidad, las únicas bases de datos de acceso libre y gratuito son:

* **SUT-Lips-DB:** es una base de datos de huellas labiales recopiladas de individuos, tanto hombres y mujeres, de diferentes edades. La base de datos se puede utilizar para realizar investigaciones que consistan en análisis de imágenes con el fin de encontrar rasgos característicos y clasificar individuos en función de ellos (Mrozek et al., 2018).

La base de datos está disponible para una comunidad amplia de usuarios y contiene un archivo ZIP principal con varias carpetas. Cada carpeta puede contener varios rastros de labios como archivos JPG solo para una persona (figura 3). Los datos son anonimizados y el nombre de cada carpeta contiene la información sobre el género de la persona. Además, un archivo CSV adicional contiene información sobre el año de nacimiento de éstas.

A black and white photo of a rock

Description automatically generated with low confidence

**Figura 4.** Impresión labial de ejemplo, perteneciente al individuo 01M

* **The Biometric Research Centre, University of Silesia:** proporciona consultoría y evaluaciones independientes de sistemas biométricos a agencias gubernamentales e industria. Se enfoca principalmente en:
  + Reconocimiento de huellas digitales
  + Reconocimiento de firma
  + Identificación de impresión de labios
  + Reconocimiento del andar
  + Reconocimiento facial
  + Reconocimiento de voz

Su base de datos de huellas labiales, disponible en su portal web http://biometrics.us.edu.pl, consta de 350 impresiones captadas con una resolución de 300 dpi (pixel por pulgada) de diferentes individuos, tanto hombres como mujeres. Éstas fueron recolectadas, escaneadas, redimensionadas y centradas para que su posición en la imagen final sea uniforme (figura 5).

A picture containing text, outdoor, wave

Description automatically generated

**Figura 5.** Impresión labial digitalizada

#### SEGMENTACIÓN

La segmentación u identificación es el proceso por el cual se extrae el área de interés de la entrada dada. Para ello se cuenta con tecnologías como la de Detección de Objetos (DO). Ésta crea un rectángulo delimitador correspondiente a cada clase de objeto encontrado como vemos en la figura 6.

A picture containing dog, bicycle

Description automatically generated

**Figura 6.** Detección de objetos utilizando YOLO

Los marcos de los métodos de DO genéricos se pueden clasificar en dos tipos (Zhao et al., 2019):

1. **Basadas en una región propuesta:** siguiendo la línea tradicional de detección de objetos, genera y propone regiones que luego clasifica en diferentes categorías u objetos. Dentro de estos métodos se encuentran R-CNN, Spatial Pyramid Pooling (SPP), Fast R-CNN, Faster C-NN, region-based fully convolutional network (R-FCN) y Mask R-CNN.
2. **Basadas en regresión/clasificación:** considera la detección como un problema de clasificación, adoptando un marco unificado para lograr resultados finales, categorías y ubicaciones, de forma directa. Dentro de estos métodos se encuentran MultiBox, AttentionNet, G-CNN, YOLO, Single Shot MultiBox Detector (SSD), YOLOv2, deconvolutional single shot detector (DSSD) y deeply supervised object detectors (DSOD).

Para el caso de estudio de este trabajo, el área de interés es la parte mucosa, denominada zona de Klein, que alberga los patrones característicos de los dibujos labiales (Chatra, 2016). Independientemente del método y algoritmo de DO que se elija, se obtendrá como resultado lo que muestra la figura 7. Además, otro rol importante que cumple DO, es el de filtrar y eliminar cualquier imagen que no corresponda o no contenga impresiones labiales.

A picture containing text

Description automatically generated

**Figura 7.** Impresión labial digitalizada con su rectángulo delimitador tras aplicar DO

Alternativamente, también se cuenta con Segmentación de Imagen (SI). Esta técnica crea una máscara de píxeles para cada objeto en la imagen, lo que le da mucha más granularidad y comprensión de la imagen (figura 8).

A picture containing cake

Description automatically generated

**Figura 8.** Imagen ilustrativa de una impresión labial digitalizada tras aplicarle SI

Las técnicas o métodos de segmentación de imágenes se clasifican en dos categorías principales:

1. **Basadas en capas:** en esta segmentación, la imagen se divide en texto, máscara y capa de gráficos. Cada capa se comprime usando diferentes compresores. La capa de máscara contiene los contornos de texto y otras estructuras de la imagen.El algoritmo JBIG (Joint Bi-level Image Experts Group) se utiliza para comprimir sin pérdidas la capa de máscara. La capa de texto se comprime usando un codificador basado en tokens y la capa de gráficos usando el codificador JPEG.
2. **Basadas en bloques:** la imagen se divide en bloques rectangulares donde cada uno sigue los límites exactos del objeto. Las ventajas de este enfoque son la segmentación simplificada, una mejor coincidencia entre los límites de la región y los algoritmos de compresión, y ausencia de redundancia.

#### PREPROCESAMIENTO

Generalmente los datos que se obtienen de las diversas fuentes no se encuentran estandarizados. Esta etapa se encarga de resolver dicha problemática mediante la limpieza de los mismos. Por lo general, el preprocesamiento se utiliza para realizar los pasos que reducen la complejidad e incrementan la exactitud del algoritmo aplicado. Al no poder implementar uno particular para cada imagen, se manipula y transforma cada imagen de forma tal que un algoritmo general pueda procesarla (figura 9).

A picture containing diagram

Description automatically generated

**Figura 9**. Manipulación, transformación y filtrado de una imagen

#### EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

En los campos de Machine Learning, Reconocimiento de Patrones y Procesamiento de Imágenes se la conoce a la extracción de características como el proceso que construye a través de los datos de entrada otro conjunto de datos que contengan información de suma utilidad, no redundante, que facilite los pasos de aprendizaje y generalización de los algoritmos (Nixon & Aguado, 2019).

En síntesis, la extracción de características es un proceso de reducción de dimensionalidad mediante el cual un conjunto inicial de datos se reduce a grupos más manejables para su posterior procesamiento (Zebari et al., 2020). Esto se debe a que al contener los primeros una gran cantidad de variables se requiere de muchos recursos informáticos para procesarlos.

Se espera que los datos extraídos mediante este método solo contengan información relevante de los de entrada, para que los algoritmos que tengan que procesarla puedan hacerlo de manera eficaz (Nixon & Aguado, 2019).

En el caso de impresiones labiales, se extraen las características de la zona de Klein y la región labial (Shenoi et al., 2016).

#### CLASIFICACIÓN

La clasificación es el proceso por el cual se somete un conjunto de datos a un proceso de categorización para asignarles distintas clases (a menudo denominadas objetivo, etiqueta o categorías) (Qiu et al., 2016). Éste puede realizarse tanto en datos estructurados, como no estructurados.

La clasificación por modelado predictivo es la tarea de aproximar la función de mapeo de las variables de entrada a las de salida discretas (Rathor & Gyanchandani, 2017). El objetivo principal es identificar en qué clase/categoría caerán los nuevos datos. Para ello, se requiere un conjunto de datos de entrenamiento con muchos ejemplos de entradas y salidas de las cuales aprender.

Dentro del mundo de Machine Learning, existen un sinfín de algoritmos para elegir. La elección de usar uno frente a otro depende fuertemente del contexto y problema que se quiera resolver (Idri et al., 2019). En las siguientes subsecciones se mencionarán y describirán muy brevemente algunos de los más populares.

##### DECISION TREE

Se lo considera uno de los algoritmos más útiles y potentes en la minería de datos (Somvanshi et al., 2016). Su principal beneficio es el de poder procesar datos de entrada en diferentes formatos como ser nominales, numéricos y alfabéticos. Se utiliza mayoritariamente para fines de clasificación. Cada árbol consta de nodos y ramas. Los nodos representan los atributos del grupo que se va a clasificar, mientras que las ramas un valor que el nodo puede tomar (Dey, 2016). Un ejemplo de Decision Tree se da en la figura 10.

Diagram

Description automatically generated

**Figura 10.** Ejemplo básico de un Decision Tree

Comenzado con todo el dataset, el nodo raíz corresponde a la primera partición que especifica cómo los datos deben ser divididos en particiones disjuntas (Rokach, 2016). Los sucesivos nodos hijos continúan particionando los datos en partes más pequeñas hasta que no se requiere más particiones, siendo las hojas el final de éstas.

La clasificación Decision Tree se desarrolla en dos fases: construcción y poda. Durante el primer estadío, realizado en enfoque de arriba hacia abajo, el árbol es particionado de forma recursiva (Jadhav & Channe, 2016). En cada iteración el algoritmo busca el mejor atributo para la partición del dataset de acuerdo con ciertos criterios de división, como la ganancia de información o el coeficiente de Gini. Luego, cada nodo subdivide aún más el dataset en subconjuntos más pequeños y el proceso continúa de forma recursiva. Esta fase de crecimiento continúa hasta que se activa un criterio de detención (Rokach, 2016). Lo anterior se ilustra en el pseudocódigo de la figura 11, siendo T el set de ejemplos de entrenamiento, d0 la categoría por defecto, A el set de atributos iniciales y B la etiqueta de clase.

|  |
| --- |
| **construir\_arbol**(*T, d0, A*)  **begin**  *v* = crear\_nodo();  *v.c* = elegir\_categoria(*T, d0*);  **if** criterio\_parada(*T, A*) **then**  **return** *v*;  *v.a* = elegir\_atributo(*T, A*);  *A* = *A* - {*v.a*};  **for each** *d* ∈ *B* **do**  **begin**  Ad = buscar\_atributos(*T*(*v*));  *v.v[d]* = construir\_arbol(*T*(*v*)*, v.c, A* ∪ *Ad*);  **end**  **return** *v*;  **end** |

**Figura 11.** Pseudocodigo de un Decision Tree

Por otro lado, la poda se realiza en enfoque de abajo hacia arriba. Esto es para mejorar la predicción y precisión de la clasificación del algoritmo minimizando el problema de sobreentrenamiento del árbol (Jadhav & Channe, 2016) mediante la remoción de los nodos que proveen menos información relevante (Song & Lu, 2015).

Es importante destacar que de Decision Tree se desprenden los siguientes algoritmos:

###### RANDOM FOREST

Introducido en 2001 por L. Breiman, ha sido extremadamente exitoso como método de clasificación y regresión de propósito general (Biau & Scornet, 2016). Éste combina varios Decision Trees aleatorios y combina sus resultados a través del promedio de ellos.

###### HOEFFDING TREE

Es un Decision Tree incremental, capaz de aprender de flujos de datos masivos, suponiendo que la distribución que genera ejemplos no cambia con el tiempo (Lavanya, 2017). Hoeffding Tree explota el hecho de que una pequeña muestra a menudo puede ser suficiente para elegir un atributo de división óptimo. Esta idea es apoyada matemáticamente por el límite de Hoeffding, que cuantifica el número de observaciones (ejemplos), necesarias para estimar algunas estadísticas dentro de una precisión prescrita (Manapragada et al., 2018).

###### NBTREE

Es un híbrido entre un clasificador Naïve Bayes y Decision Tree. Logra mayor precisión que estos dos últimos mediante la división del conjunto de datos utilizando una estructura de árbol y estableciendo un NB local en cada hoja (Wang et al., 2015). Al construir el árbol, validación cruzada es utilizada para determinar si un nodo debe dividirse más o si se debe usar un modelo Bayes (Nithya & Santhi, 2015).

###### PART

Se basa en la “poda pesimista”. La idea básica detrás del clasificador es construir un Decision Tree parcial, en el que sus ramas contienen subárboles indefinidos en lugar de uno completamente construido (Gnanambal et al., 2018). En cada iteración, las hojas del mejor árbol son convertidas en reglas que utiliza para formar Decision Lists para comparar y asignarle la clase a los datos.

##### NAÏVE BAYES

Normalmente utilizado para propósitos de clasificación y clustering (Dey, 2016). Se llama naïve (ingenuo), ya que supone que todas las variables contribuyen a la clasificación y se co-relacionan mutuamente. Esta técnica se basa en el teorema de Bayes y se recurre a ella cuando la dimensionalidad de las entradas es alta (Jadhav & Channe, 2016). Ésta crea árboles en función de su probabilidad de suceder conocidos como Redes Bayesianas (Dey, 2016). En la figura 12 se puede observar un ejemplo:

Diagram

Description automatically generated

**Figura 12.** Ejemplo básico de Naïve Bayes

La clasificación Bayesiana está basada en el teorema de Bayes, el cual dice: Sea X un dato de ejemplo cuya etiqueta de clase es desconocida y H una hipótesis, tal que X pueda corresponder a una clase C. Se usa para calcular la probabilidad condicional P(C|X), de P(C), P(X), y P(X|C) (Jadhav & Channe, 2016).

(1)

**Donde:**

* *P(C|X)* es la probabilidad a posteriori
* *P(X|C)* es la *likelyhood*, que es la probabilidad de *X* en la hipótesis *H* de corresponder a *C*
* *P(X)* y *P(C)* son las probabilidades a priori de *X* y *C* respectivamente, también llamadas *probabilidades marginales*

El clasificador funciona de la siguiente forma (Jadhav & Channe, 2016):

1. Sea *D* un set de datos de entrenamiento asociada a etiquetas de clases, cada una de sus tuplas es representada por un vector de *n* dimensiones *X = (X1, X2, …, Xn)* y se considera que existen *m* clases C1, C2, …, Cm.
2. Si se quiere clasificar una tupla desconocida *X’*, el clasificador predecirá que ésta corresponde a la clase con mayor probabilidad posterior condicionada por *X’*. Resumidamente, el clasificador le asigna a una tupla desconocida la clase *Ci*, si y sólo si *P(Ci|X’) > P(Cj|X’)* para *1<j<m*.

##### SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Introducido en 1992, cuando había una necesidad de herramientas de clasificación y regresión basadas en predicciones (Somvanshi et al., 2016). Se utiliza principalmente para clasificar y funciona bajo el principio de cálculo de margen (Dey, 2016). SVM puede ser definido simplemente como una herramienta de predicción que busca una línea particular denominada hiperplano que separa fácilmente datasets o clases, evitando así el sobreentrenamiento de los datos (Somvanshi et al., 2016). En pocas palabras, dibuja márgenes entre clases (Dey, 2016) como muestra la figura 13:

Chart, scatter chart

Description automatically generated

**Figura 13.** Ejemplo ilustrativo de cómo SVM separa dos clases

Para la selección del hiperplano se siguen los siguientes pasos (Somvanshi et al., 2016):

1. Definir una función que genere los hiperplanos. Éstos quedan definidos como la serie de puntos x que satisfagan:

(2)

**Donde:**

* *w* es el vector normal al hiperplano,
* *b* es el offset

1. Por cada hiperplano, calcular la distancia, margen, a ambos lados de los datasets:
   1. Sí éste es mayor que el de los calculados anteriormente, quedarse con éste como el mejor.
   2. Guardar las posiciones de los datos cercanos al hiperplano para generar los *vectores de soporte.*
2. Repetir 2. hasta encontrar el mejor hiperplano.

El clasificador lineal y su margen quedan entonces dados por:

(3)

(4)

**Donde:**

*f(x) = -1* indica pertenencia a una clase,

*f(x) = 1* indica pertenencia a la otra clase

Para el caso de clasificadores no-lineales, generalmente se hace uso de “métodos Kernel”, los cuales deben su nombre a las funciones kernel (Barnett et al., 2017). Éstas permiten a las SVMs operar en espacios multidimensionales sin necesidad de computar las coordenadas de los datos en dicho espacio. La ecuación del clasificador queda entonces dada por:

(5)

**Donde:**

* *si son los vectores de soporte con 1<i≤n,*
* *ai son los multiplicadores de Lagrange, resultados directos del problema de optimización SVM,*
* *yi son las etiquetas, -1 y 1 respectivamente para nuestro ejemplo,*
* *d es el orden del kernel utilizado*

##### K-MEANS CLUSTERING

Método de partición que se destaca por su utilidad para clustering en donde los datos son agrupados en función de su cercanía entre sí de acuerdo con la distancia euclidiana (Arora et al., 2016). Ésta viene dada por la siguiente ecuación (Raval & Jani, 2016):

(6)

**Donde:**

* *n es la cantidad de dimensiones (atributos),*
* *pk el k-ésimo atributo del objeto p,*
* *qk el k-ésimo atributo del objeto q*

El método se denomina así porque crea k cantidad de clusters, siendo el centro de cada uno el promedio de los valores de éstos (Dey, 2016). Datos clusterizados de esta forma pueden apreciarse en la Figura 14.

A picture containing text, clipart

Description automatically generated

**Figura 14.** Ejemplo ilustrativo de datos clusterizados mediante K-Means

El algoritmo más simple sigue la siguiente lógica (Raval & Jani, 2016):

1. **INPUT: *D* = {*d1, d1, …, dn*} // set de *n* cantidad de datos**

***k* // número de *clusters* deseados**

1. **OUTPUT:** **Set de *k-*cantidad de *clusters***
2. Seleccionar *k* puntos como centroides iniciales
3. Repetir
4. Formar *k*-cantidad de *clusters* mediante la asignación de los datos al centroide más cercano según la distancia euclidiana
5. Recomputar la posición del centroide por cada *cluster.*
6. Volver a II. hasta que su posición no cambie

##### MODELO OCULTO DE MÁRKOV (HMM)

*HMM* es un modelo estadístico ampliamente utilizado en el procesamiento de señales y reconocimiento de patrones (Ji et al., 2015). Se utiliza para estudiar los elementos observados de una serie de tiempo discreto cuyos estados tienen asignadas probabilidades de transición, y estos a su vez emiten un símbolo de acuerdo con su probabilidad de emisión (Mor et al., 2020).

Gracias al poder de modelar procesos de comportamiento y relativa baja complejidad computacional, *HMM* es exitoso en una amplia gama de campos que van desde la bioinformática hasta el análisis de video (Ji et al., 2015).

Normalmente, *HMM* se lo define a través de una tupla *(Q, V, ℼ, A, B)* donde:

* *Q = {q1, q2, …, qn}* es el conjunto de estados y *qi* es un estado oculto posible
* *V = {v1, v2, …, vn}* es el conjunto de símbolos observables en cada estado
* *ℼ = {ℼi}* son las probabilidades iniciales y *ℼi* es la probabilidad de que el primer estado sea el estado *qi*
* *A = {aij}* es el conjunto de probabilidades de transiciones entre estados, aij = P(xt+1 = qj | xt = qi) y xt el estado actual
* *B = {bj(vk)}* es el conjunto de probabilidades de emisión del símbolo y *bj(vk)* representa la probabilidad de emitir el símbolo *vk* del estado *j*

*Diagram

Description automatically generated*

**Figura 15.** Arquitectura HMM

##### PERCEPTRÓN MULTICAPA (MLP)

Es un modelo de red neuronal robusta y alineal que opera como una función de aproximación (Ahmad et al., 2017). MLP es la expansión de una red neuronal simple, contando con múltiples capas ocultas que permiten resolver problemas sumamente complejos (Tang et al., 2019). Dichas capas se encuentran entre su entrada y salida y están compuestas de neuronas que no están interconectadas entre sí por una de su misma capa (Ramchoun et al., 2016).

Diagram

Description automatically generated

**Figura 16.** Arquitectura de una *MLP*

La cantidad de neuronas de la capa de entrada es igual al número de variables/mediciones del patrón del problema, mientras que su salida al de las clases a clasificar (Ahmad et al., 2017). La estructura de una MLP que contiene dos capas ocultas puede escribirse como (Tang et al., 2019):

(7)

**Donde:**

* *Wn* representa la matriz peso de la capa *n,*
* *Bi* representan los umbrales de activación,
* *f* es una función no lineal

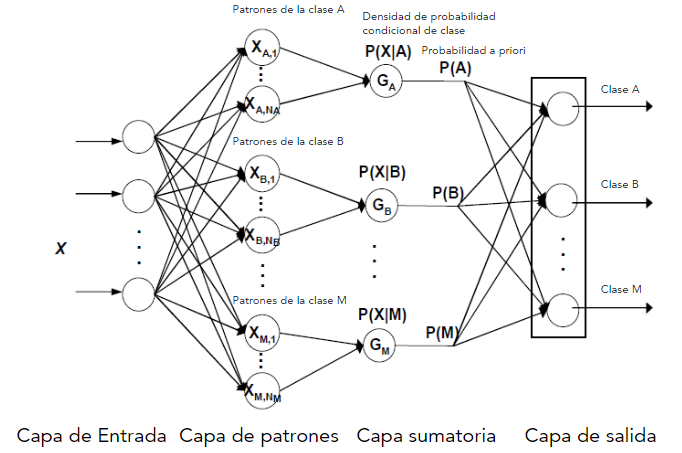
*MLP* debe su fama a que no parte de ningún supuesto, no fuerza ningún tipo de restricciones en los datos de entrada y permite evaluarla aun si ésta está distorsionada o presenta ruido (Ahmad et al., 2017).

##### PROBABILISTIC NEURAL NETWORK (PNN)

Una *PNN* está diseñada para resolver problemas de clasificación utilizando un enfoque estadístico basado en memoria que puede ser supervisado o no supervisado (Zeinali & Story, 2017). Éstasclasifican un patrón de entrada a la clase que presenta el valor más alto de *función distribución de probabilidad* (*PDF*) calculada empíricamente durante el entrenamiento a través de métodos como las *ventanas de Parzen-Rosenblatt* o *estimación de densidad kernel* (Muñoz-Mas et al., 2018).

La arquitectura PNN incluye cuatro capas:

1. **Capa de entrada:** suministra los patrones de entrada a la capa de patrones
2. **Capa de patrones:** tiene tantos nodos como patrones de entrenamiento disponibles y calcula el valor de cada función del kernel gaussiano del patrón de entrada
3. **Capa de suma:** computa el valor del *PDF* de cada entrada para cada clase por medio de la suma de las salidas de la capa de patrones teniendo en cuenta la clase de las neuronas patrón (cada neurona de esta capa está conectada exclusivamente a la de patrón correspondientes a la misma clase).
4. **Capa de salida:** compara los valores de los PDF y asigna el patrón de entrada a la clase que presenta el valor más alto.



**Figura 17.** La arquitectura de la red neuronal probabilística

##### RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)

Una *RNN*, es una clase de red neuronal artificial que extiende la red neuronal de alimentación directa convencional con bucles o realimentación en sus conexiones (Mou et al., 2017). Usualmente, redes como la *CNN* no pueden lidiar con datos temporales, por lo que las *RNN*s son sumamente eficaces para resolver problemas que contengan datos secuenciales como ser texto, audio o video (Yu et al., 2019). A diferencia de una red neuronal de avance, una *RNN* puede procesar las entradas de forma secuencial al tener un estado oculto recurrente cuya activación en cada paso depende de la del anterior, permitiéndole exhibir un comportamiento temporal dinámico (Mou et al., 2017).

A picture containing timeline

Description automatically generated

**Figura 18.** Red neuronal recurrente.

Dada una secuencia de datos *x = (x1, x2, …, xn)* donde *xi* es el dato en el i-ésimo paso, una *RNN* actualiza su estado recurrente escondido *ht* para:

(8)

**Donde:**

* 𝜑 es una función no lineal como la sigmoide o tangente hiperbólica

Lo que obtendremos es una salida *y =* *(y1, y2, …, yt)*, de la cual *yt* es las que nos interesa. En un modelo tradicional, la regla de actualización del estado oculto recurrente suele implementarse de la siguiente forma:

(9)

**Donde:**

* *W* es la matriz de coeficientes de la entrada en el paso presente
* *U* es la matriz de coeficientes para la activación de unidades ocultas recurrentes en el paso anterior

Lamentablemente, para datos secuenciales demasiado extensos, las *RNNs* no son capaces de captar la información relevante (Yu et al., 2019). Por consiguiente, resultan difíciles de entrenar (Mou et al., 2017).

# ESTADO DEL ARTE

Para el desarrollo del estado del arte, se lleva a cabo una revisión de la literatura con el fin de identificar las mejores prácticas, métodos y estándares orientadas a la Queiloscopía asistida por IA. Para esto, se definen criterios para decidir qué evidencia se incluye o excluye con el fin de reducir el riesgo de sesgo y aumentar la credibilidad de los hallazgos. Luego en base al estudio de los trabajos recopilados, se realiza un análisis comparativo para identificar similitudes y discrepancias entre ellas. Por último, se presentan las conclusiones sobre el estado del arte.

## ESTRATEGIAS DE BÚSQUEDA

La búsqueda de artículos se lleva a cabo en las bibliotecas digitales y repositorios que se presentan en la Tabla 1.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Referencia | Fuente | Alcance |
| F1 | IEEE Xplore | Publicaciones de congresos, revistas |
| F2 | ACM Digital Library | Publicaciones de congresos, revistas |
| F3 | Springer | Publicaciones de congresos, revistas |
| F4 | ScienceDirect | Publicaciones de congresos, revistas |
| F5 | Google Academic | Publicaciones de congresos, revistas |

**Tabla 1.** Fuentes de búsqueda

La Tabla 2 muestra los términos que han sido definidos para la búsqueda.

|  |  |
| --- | --- |
| Referencia | Termino |
| T1 | Cheiloscopy |
| T2 | Machine Learning |
| T3 | Lip print |
| T4 | Lips |
| T5 | Image Processing |
| T6 | Pattern Recognition |

**Tabla 2.** Términos de búsqueda

A partir de los términos definidos en el inciso anterior, las cadenas de búsqueda se presentan en la Tabla 3. Éstas son confeccionadas cuidadosamente para ahorrar tiempo en el filtrado de los resultados.

|  |  |
| --- | --- |
| Referencia | Cadena |
| C1 | “Cheiloscopy” + “Machine Learning” |
| C2 | “Lip print” + “Machine Learning” |
| C3 | “Lips” + “Machine Learning” |
| C4 | “Cheiloscopy” + “Image Processing” |
| C5 | “Lip print” + “Image Processing” |
| C6 | “Lips” + “Image Processing” |
| C7 | “Cheiloscopy” + “Pattern Recognition” |
| C8 | “Lip print” + “Pattern Recognition” |
| C9 | “Lips” + “Pattern Recognition” |

**Tabla 3.** Cadenas de búsqueda

## CRITERIOS DE SELECCIÓN DE ESTUDIOS

Se incluyen aquellos artículos que cumplen con los siguientes criterios:

* Estudios publicados entre 2015 y 2022
* Estudios escritos en inglés u español
* Estudios que contengan los términos de búsqueda en el título o en el Abstract
* Estudios que estén relacionados al estudio de la Queiloscopía, impresiones labiales o, de forma excepcional, los labios.

Los criterios de exclusión son los siguientes:

* Estudios que no cumplan uno o más criterios de inclusión
* Estudios con resultados inconsistentes o no objetivos
* Estudios a los que no se tengan acceso
* Estudios que cuenten solamente con el resumen

## SELECCIÓN DE ESTUDIOS PRIMARIOS

Tras aplicar las cadenas de búsquedas definidas anteriormente en las bibliotecas y repositorios digitales se encuentra un total de 24 artículos. El resultado de la búsqueda se presenta en la Tabla 4.

La búsqueda se lleva a cabo teniendo en cuenta el contenido del título y resumen de los artículos. De forma excepcional, también se incluyen algunos basados en su texto completo. De cada uno de los ellos se guarda las cadenas de búsqueda, la metadata (año, título, autores, etc.) y un breve resúmenes de estos.

La Tabla 4 ilustra la cadena de búsqueda utilizada en cada biblioteca digital y su número

correspondiente de registros recuperados.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Librería | Cadena | #Articulos |
| IEEE Xplore | (“Cheiloscopy” AND “Machine Learning”) OR (  “Lips” AND “Image Processing”) | 4 |
| ACM Digital Library |  | 0 |
| Springer | (“Lip prints” AND “Pattern Recognition”) OR (“Cheiloscopy” + “Image Processing”) OR (“Lip prints” AND “Pattern Recognition”) | 7 |
| ScienceDirect | (“Cheiloscopy” AND “Machine Learning”) OR (“Cheiloscopy” AND “Image Processing”) OR (“Lip prints” “Machine Learning”) OR ("Lips" AND "machine learning") | 5 |
| Google Academic | (“Lip prints” AND “Pattern Recognition”) OR (“Cheiloscopy” AND “Machine Learning”) OR (“Cheiloscopy” AND “Image Processing”) OR ("Lips" AND "Image processing") | 8 |
| Total |  | 24 |

**Tabla 4.** Resultados obtenidos luego de la búsqueda en librerías digitales

## INFORMACION ADICIONAL

En esta sección se lista información adicional como por ejemplo la cantidad de estudios por año de publicación, los continentes que han aportado más artículos y el tipo de publicación (revista o congreso).

En la Figura 1, se presenta la cantidad de estudios primarios de acuerdo por año de publicación. Se observa que los picos más altos de publicaciones se presentan en los años 2017, 2019 y 2021, con un total de ~17% (4 estudios) cada uno.

**Figura 12.** Cantidad de artículos primarios por año de publicación.

En la Figura 2, se muestra la cantidad de estudios según la fuente de publicación (congreso o revista). Se concluye con ésta que la mayoría de los trabajos hallados fueron publicados en revistas, lo que representa el 63% (19 estudios) del total, mientras que el 37% restante (9 estudios) en congresos.

**Figura 13.** Distribución porcentual de artículos primarios por tipo de publicación.

La Figura 3 presenta una distribución de los congresos respecto a los continentes en los que han sido realizados. El mayor porcentaje corresponde a Europa, con un 59%, seguido por Asia con el 29%, América del Norte con un 8% y por último África con un 4%. No se encontraron publicaciones realizadas en Oceanía y América del Sur.

**Figura 14.** Distribución porcentual de los artículos primarios por continente de realización del congreso.

En la figura 15, se presentan la cantidad de estudios respecto a la fuente de búsqueda. La mayor cantidad de artículos se corresponde a Google Scholar, con un total de 8 artículos. Luego, Springer con un total de 7 artículos, seguido de ScienceDirect con 5 estudios primarios y por último IEEE con un total de 4 artículos.

**Figura 15.** Cantidad de artículos primarios por fuente de búsqueda.

Finalmente, en la Figura 5, se sintetizan la cantidad de artículos obtenidos por cada una de las

cadenas de búsqueda utilizada. El mayor número de estudios se encontró utilizando la cadena “Lip Prints” + “Pattern Recognition” con un 29% del total (24 estudios).

**Figura 16.** Cantidad de artículos primarios por cadena de búsqueda.

# REFERENCIAS

Ahmad, M., Aftab, S., Muhammad, S. S., & Ahmad, S. (2017). *Machine Learning Techniques for Sentiment Analysis: A Review*. https://www.semanticscholar.org/paper/Machine-Learning-Techniques-for-Sentiment-Analysis%3A-Ahmad-Aftab/53674150be8d29aabb8222631188362110627da2

Akulwar, P., & Vijapur, N. A. (2019). Secured Multi Modal Biometric System: A Review. *2019 Third International Conference on I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud) (I-SMAC)*. https://doi.org/10.1109/I-SMAC47947.2019.9032628

Alpaydin, E. (2020). *Introduction to Machine Learning* (4th ed.). MIT Press.

Arora, P., Deepali, & Varshney, S. (2016). Analysis of K-Means and K-Medoids Algorithm For Big Data. *Procedia Computer Science*, *78*, 507–512. https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.02.095

Barnett, A., Santokhi, J., Simpson, M., Smart, N., Stainton-Bygrave, C., Vivek, S., & Waller, A. (2017). Image Classification using non-linear Support Vector Machines on Encrypted Data. *IACR Cryptol. EPrint Arch.* https://www.semanticscholar.org/paper/Image-Classification-using-non-linear-Support-on-Barnett-Santokhi/af4d537c21901d60551e3c20b9342176b85732b2

Biau, G., & Scornet, E. (2016). A random forest guided tour. *TEST: An Official Journal of the Spanish Society of Statistics and Operations Research*, *25*(2), 197–227.

Borana, J. (2016). *Applications of Artificial Intelligence & Associated Technologies*. 4.

Cardoso, C. H. (2019). Queiloscopia. Método de identificación del ser humano a partir de las huellas labiales. *Archivos de Criminología, Seguridad Privada y Criminalística*, *23*, 94–119.

Cavalcanti Caputo, I. G., Antonio, L. U., Rego Andre, A. P. do, Castro, M. G. de, Pinto, L. B., Cunha, R. D. da, & Amaral Carvalho, M. S. O. (2018). Cheiloscopy in the human identification. *Foresic Research & Criminology International Journal*, *6*(5), 371–374. https://doi.org/10.15406/frcij.2018.06.00231

Chatra. (2016). *Cheiloscopy*. https://www.ijofo.org/article.asp?issn=2542-5013;year=2016;volume=1;issue=2;spage=48;epage=52;aulast=Chatra

Das, S., dey, A., Pal, A., & Roy, N. (2015). Applications of Artificial Intelligence in Machine Learning: Review and Prospect. *International Journal of Computer Applications*, *115*, 31–41. https://doi.org/10.5120/20182-2402

Dey, A. (2016). *Machine Learning Algorithms: A Review*. *7*, 6.

Dolly, A., Rodrigues, C., Bankur, R., Gopinathan, P. A., Sharma, R., & Doddamani, A. (2016). Evaluation of Efficacy of Three Different Materials Used in Cheiloscopy –A Comparative Study. *Journal of Clinical and Diagnostic Research : JCDR*, *10*(10), ZC67–ZC71. https://doi.org/10.7860/JCDR/2016/21410.8653

Furnari, W., & Janal, M. (2017). Cheiloscopy: Lip Print Inter‐rater Reliability. *Journal of Forensic Sciences*. https://doi.org/10.1111/1556-4029.13308

Gnanambal, S., Thangaraj, M., Meenatchi, V. T., & Gayathri, V. (2018). Classification Algorithms with Attribute Selection:An Evaluation Study using WEKA. *International Journal of Advanced Networking and Applications*. https://www.semanticscholar.org/paper/Classification-Algorithms-with-Attribute-Evaluation-Gnanambal-Thangaraj/bbe2f0fc63082c0b0bb49867b423eacc6afdfd9f

Gugulothu, R., Alaparthi, R., Maloth, K., Kesidi, S., Kundoor, V., & Palutla, M. M. (2015). *Personal identification and sex determination using cheiloscopy*. https://doi.org/10.4103/0972-1363.170470

Hajighorbani, M., Hashemi, S., Broumandnia, A., & Faridpour, M. (2016). *A Review of Some Semi-Supervised Learning Methods*. https://www.semanticscholar.org/paper/A-Review-of-Some-Semi-Supervised-Learning-Methods-Hajighorbani-Hashemi/4229cc0a1310a0df56491d9a39d962bbc5670bf8

Idri, A., Hosni, M., Abnane, I., Carrillo de Gea, J. M., & Fernández Alemán, J. L. (2019). Impact of Parameter Tuning on Machine Learning Based Breast Cancer Classification. In Á. Rocha, H. Adeli, L. P. Reis, & S. Costanzo (Eds.), *New Knowledge in Information Systems and Technologies* (pp. 115–125). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-16187-3\_12

Jadhav, S., & Channe, H. (2016). Comparative Study of K-NN, Naive Bayes and Decision Tree Classification Techniques. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, *5*(1), 1842–1845. https://doi.org/10.21275/v5i1.NOV153131

Ji, M., Wang, F., Wan, J., & Liu, Y. (2015). Literature Review on Hidden Markov Model-Based Sequential Data Clustering. *Applied Mechanics and Materials*, *713–715*, 1750–1756. https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.713-715.1750

Kannan, S., Muthu, K., Muthusamy, S., & Sidhu, P. (2015). Cheiloscopy-a vital tool in crime investigation. Int J Forensic Sci Pathol. *Int J Forensic Sci Pathol*, *3*(3), 89–93.

Kumar, A., Prasad, S., Kamal, V., Priya, S., Kumar, M., & Kumar, A. (2016). Importance of Cheiloscopy. *International Journal of Oral Care & Research*, *4*, 48–52. https://doi.org/10.5005/jp-journals-10051-0012

Lavanya, B. (2017). Performance Analysis of Decision Tree Algorithms on Mushroom Dataset. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, *V*(XI), 183–191. https://doi.org/10.22214/ijraset.2017.11029

Manapragada, C., Webb, G., & Salehi, M. (2018). *Extremely Fast Decision Tree* (arXiv:1802.08780). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1802.08780

Mor, B., Garhwal, S., & Loura, A. (2020). A Systematic Review of Hidden Markov Models and Their Applications. *Archives of Computational Methods in Engineering*, *28*. https://doi.org/10.1007/s11831-020-09422-4

Mou, L., Ghamisi, P., & Zhu, X. (2017). Deep Recurrent Neural Networks for Hyperspectral Image Classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *55*(7), Article 7.

Mrozek, D., Ostałowska, E., & Małysiak-Mrozek, B. (2018). *SUT-LIPS-DB - A DATABASE OF LIPS TRACES*. http://zti.polsl.pl/w3/dmrozek/science/cheiloscopy.htm

Muñoz-Mas, R., Fukuda, S., Pórtoles, J., & Martínez-Capel, F. (2018). Revisiting probabilistic neural networks: A comparative study with support vector machines and the microhabitat suitability for the Eastern Iberian chub (Squalius valentinus). *Ecological Informatics*, *43*, 24–37. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2017.10.008

Nithya, R., & Santhi, B. (2015). Decision tree classifiers for mass classification | International Journal of Signal and Imaging Systems Engineering. *Signal and Imaging Systems Engineering*, *8*(1–2). https://doi.org/10.1504/IJSISE.2015.067068

Nixon, M., & Aguado, A. (2019). *Feature Extraction and Image Processing for Computer Vision* (4th ed.). https://www.elsevier.com/books/feature-extraction-and-image-processing-for-computer-vision/nixon/978-0-12-814976-8

Qiu, J., Wu, Q., Ding, G., Xu, Y., & Feng, S. (2016). A survey of machine learning for big data processing. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, *2016*. https://doi.org/10.1186/s13634-016-0355-x

Ramakrishnan, P., Bahirwani, S., & Valambath, S. (2015). Assessment of cheiloscopy in sex determination using lysochrome—A preliminary study. *Journal of Forensic Dental Sciences*, *7*(3), 195–200. https://doi.org/10.4103/0975-1475.172434

Ramchoun, H., Amine, M., Idrissi, J., Ghanou, Y., & Ettaouil, M. (2016). Multilayer Perceptron: Architecture Optimization and Training. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, *4*(1), 26. https://doi.org/10.9781/ijimai.2016.415

Rathor, A., & Gyanchandani, M. (2017). A review at Machine Learning algorithms targeting big data challenges. *2017 International Conference on Electrical, Electronics, Communication, Computer, and Optimization Techniques (ICEECCOT)*, 1–7. https://doi.org/10.1109/ICEECCOT.2017.8284604

Raval, U. R., & Jani, C. (2016). *Implementing & Improvisation of K-means Clustering Algorithm*. https://www.semanticscholar.org/paper/Implementing-%26-Improvisation-of-K-means-Clustering-Raval-Jani/a4188db982a6e979d838c955a1688c1a10db5d48

Rokach, L. (2016). Decision forest: Twenty years of research. *Information Fusion*, *27*, 111–125. https://doi.org/10.1016/j.inffus.2015.06.005

Rouhiainen, L. (2018). *Artificial Intelligence: 101 Things You Must Know Today About Our Future*.

Rughani, P. H., & Bhatt, P. (2017). MACHINE LEARNING FORENSICS:A NEW BRANCH OF DIGITAL FORENSICS. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, *8*(8), Article 8. https://doi.org/10.26483/ijarcs.v8i8.4613

Sandhya, S., & Fernandes, R. (2017). *Lip Print: An Emerging Biometrics Technology - A Review*. https://doi.org/10.1109/ICCIC.2017.8524457

Sharma. (2017). *Cheiloscopy: A tool for antemortem identification*. http://www.ijds.in/article.asp?issn=0976-4003;year=2017;volume=9;issue=3;spage=176;epage=180;aulast=Sharma

Sharma, B., Gupta, V., Vij, H., Sharma, E., Tyagi, N., & Singh, S. (2017). Cheiloscopy: A tool for antemortem identification. *Indian Journal of Dental Sciences*, *9*, 176. https://doi.org/10.4103/IJDS.IJDS\_60\_17

Shenoi, R., T, P., B, U., Gopalan, M., & Nadankutty, J. (2016). Cheiloscopy – A Study of Lip Prints for Personal Identification. *IOSR Journal of Dental and Medical Sciences*, *15*, 101–103. https://doi.org/10.9790/0853-1525101103

Sinha, N. (2015). Resin Luting Agents-A Review. *Journal of Dental Science and Research*.

Somvanshi, M., Chavan, P., Tambade, S., & Shinde, S. V. (2016). A review of machine learning techniques using decision tree and support vector machine. *2016 International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA)*, 1–7. https://doi.org/10.1109/ICCUBEA.2016.7860040

Song, Y., & Lu, Y. (2015). Decision tree methods: Applications for classification and prediction. *Shanghai Archives of Psychiatry*. https://www.semanticscholar.org/paper/Decision-tree-methods%3A-applications-for-and-Song-Lu/f4330a08537fbc4c66d5e65c2534cc2d1afc0154

Stamm, A. D. B. (2015). Identificación humana a través de la queiloscopia: Diferencias de género mediante análisis de morfotipos de huellas labiales en Pirané, Argentina. *Undefined*. https://www.semanticscholar.org/paper/Identificaci%C3%B3n-humana-a-trav%C3%A9s-de-la-queiloscopia%3A%3A-Stamm/7c0bdc2d1454de89d75903dffbb0456869432552

Tang, X., Zhang, L., & Ding, X. (2019). SAR image despeckling with a multilayer perceptron neural network. *International Journal of Digital Earth*, *12*(3), 354–374. https://doi.org/10.1080/17538947.2018.1447032

Verma, Y., Einstein, A., Gondhalekar, R., Verma, A., George, J., Chandra, S., Gupta, S., & Samadi, F. (2015). A study of lip prints and its reliability as a forensic tool. *National Journal of Maxillofacial Surgery*, *6*(1), 25–25.

Wang, S., Jiang, L., & Li, C. (2015). Adapting naive Bayes tree for text classification. *Knowledge and Information Systems*, *44*(1), 77–89. https://doi.org/10.1007/s10115-014-0746-y

Yu, Y., Si, X., Hu, C., & Zhang, J. (2019). A review of recurrent neural networks: Lstm cells and network architectures. *Neural Computation*, *31*(7), 1235–1270. https://doi.org/10.1162/neco\_a\_01199

Zebari, R., Mohsin Abdulazeez, A., Zeebaree, D., Zebari, D., & Saeed, J. (2020). A Comprehensive Review of Dimensionality Reduction Techniques for Feature Selection and Feature Extraction. *Journal of Applied Science and Technology Trends*, *1*, 56–70. https://doi.org/10.38094/jastt1224

Zeinali, Y., & Story, B. (2017). Competitive probabilistic neural network. *Integrated Computer-Aided Engineering*, *24*, 1–14. https://doi.org/10.3233/ICA-170540

Zhao, Z.-Q., Zheng, P., Xu, S.-T., & Wu, X. (2019). Object Detection With Deep Learning: A Review. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, *PP*, 1–21. https://doi.org/10.1109/TNNLS.2018.2876865