



**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE GUERRERO**

**FACULTAD DE INGENIERÍA**

---

---



**TRABAJO DE TESIS**

**“MODELADO DE LA CAPACIDAD FUNCIONAL ARTICULAR DE LA MANO USANDO ALGORITMOS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN PACIENTES CON ARTRITIS REUMATOIDE”**

**QUE PRESENTA**

**ING. DIANA ELIZABETH HERNÁNDEZ ROSALES**

**PARA OBTENER EL TÍTULO DE**

**MAESTRÍA EN INGENIERÍA**

**DIRECTOR DE TRABAJO DE INVESTIGACIÓN**

**DR. GUSTAVO ADOLFO ALONSO SILVERIO**

**CHILPANCINGO, GUERRERO, DICIEMBRE DE 2017**

## **DEDICATORIAS**

A Dios por haberme dado la vida y haberme permitido culminar este trabajo. Por darme una familia maravillosa con quien compartir este logro profesional y personal.

A mis padres...

Por su apoyo invaluable durante toda mi vida

Porque este logro es tan mío como suyo, por siempre motivarme a superarme personal y profesionalmente, por estar a mi lado en todo momento, por creer en mí aun cuando yo no lo hiciera, porque sin su apoyo, su amor incondicional, sus regaños, sus palabras motivadoras y consejos esto no hubiera sido posible.

Agradezco a mi familia por su apoyo incondicional, por haber contribuido de una u otra manera a este triunfo profesional. En especial a mis padres y mi hermana Esthela, porque sin su apoyo, consejos y cariño este logro no hubiera sido posible.

## **AGRADECIMIENTOS**

Agradezco a Dios por haberme dado la vida y una familia maravillosa a la que amo con todo mi corazón. Gracias por haberme permitido culminar este trabajo

A mi madre por su apoyo incondicional durante toda mi vida y motivarme a seguirme superando, porque en momentos de duda me has iluminado para seguir mi camino. Pero sobre todo por amarme y creer en mí siempre.

A mi padre por todos sus consejos y por estar conmigo en todo momento. Porque sé que desde donde está me cuida y me motiva para avanzar y para ser mejor. Gracias por bendecir mi camino, dios no me pudo dar mejor ángel que tú.

A mis hermanos por estar en mi vida, aconsejarme y apoyarme de manera desinteresada en todo momento, por motivarme a seguirme preparando y orientarme para tomar mejores decisiones en mi vida.

Al M. en C. Valentín Álvarez Hilario, por sus valiosos consejos y apoyo siempre que lo he requerido. Por seguir creyendo en mí y motivándome a seguirme superando. Gracias por haberme hablado de esta maestría y motivarme a inscribirme.

A mi asesor de trabajo el Dr. Gustavo Adolfo Alonso Silverio, por su apoyo durante toda la maestría, por su disponibilidad para atender todas mis dudas y sus sugerencias para mejorar la calidad de mi trabajo. Porque sin él esto no habría sido posible.

A mis revisores el Dr. Esteban Rogelio Guinto Herrera, el Dr. Antonio Alarcón Paredes, y al Dr. José Eduardo Navarro Zarza por su valiosa labor de revisión que ayudó a mejorar la calidad de este proyecto.

# ÍNDICE

INTRODUCCIÓN.....	1
JUSTIFICACIÓN .....	2
ALCANCES .....	2
OBJETIVO GENERAL.....	2
OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	2
I. MARCO TEÓRICO E HIPÓTESIS.....	4
1.1. ARTRITIS REUMATOIDE.....	4
1.1.1. EXÁMENES PARA DIAGNOSTICAR LA ARTRITIS REUMATOIDE .....	6
1.1.2. VARIABLES DE PROCESO.....	8
1.1.3. ATROFIA MUSCULAR .....	9
1.2. FUERZA MUSCULAR .....	9
1.2.1. ESCALA MRC (MEDICAL RESEARCH COUNCIL) PARA FUERZA MUSCULAR .....	9
1.2.2. FUERZA DE PRENSIÓN .....	10
1.2.3. MEDIDORES DE FUERZA .....	11
1.3. TRATAMIENTO DE IMÁGENES.....	12
1.4. IMÁGENES TERMOGRÁFICAS .....	13
1.5. MINERÍA DE DATOS.....	13
1.5.1. WEKA.....	14
1.5.3. EVALUACIÓN DEL CLASIFICADOR .....	17
1.5.4. SENSIBILIDAD Y ESPECIFICIDAD DIAGNÓSTICAS .....	18
1.5.5. CURVA ROC .....	18
1.6. PLANTEAMIENTO DE LA HIPÓTESIS.....	19
II. ESTADO DEL ARTE.....	20
III. DISEÑO Y CONSTRUCCIÓN DE LA PLATAFORMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS .....	24
3.1. ADQUISICIÓN DE IMÁGENES PARA LA VARIABLE ATROFIA ÓSEA .....	25
3.1.1. REQUERIMIENTOS DE SOFTBOX.....	25
3.1.2. DISEÑO DE SOFTBOX .....	26
3.1.3. CONSTRUCCIÓN DE SOFTBOX .....	26
3.2. ADQUISICIÓN DE IMÁGENES DE PRUEBA PARA LA VARIABLE TEMPERATURA .....	33

3.3.	ADQUISICIÓN DE DATOS DE PRUEBA PARA LA VARIABLE FUERZA DE PRENSIÓN .....	35
3.4.	ADQUISICIÓN DEL PESO Y LA ESTATURA DE LAS PARTICIPANTES.....	37
3.5.	ADQUISICIÓN Y ORGANIZACIÓN DE TODAS LAS VARIABLES .....	37
IV.	MODELADO DE VARIABLES DE PACIENTES CON AR Y DE PERSONAS SANAS	
	41	
V.	RESULTADOS.....	44
5.1.	HERRAMIENTA “SELECCIÓN DE ATRIBUTOS” DE WEKA .....	53
	CONCLUSIONES.....	59
	REFERENCIAS.....	62
	LISTA DE TABLAS.....	65
	LISTA DE FIGURAS.....	65
	ANEXOS.....	67
	ANEXO 1.....	68
	ANEXO 2.....	69
	ANEXO 3.....	76
	ANEXO 4.....	77

## **INTRODUCCIÓN**

El objetivo principal de esta investigación fue crear un modelado que permitiera determinar si una mujer tiene o no Artritis Reumatoide. Obteniéndose los datos de las personas enfermas en la consulta de un médico especialista reumatólogo y de las personas sanas en diferentes dependencias de gobierno que accedieron a que se les tomaran sus datos (edad, peso, estatura, niveles de fuerza, imágenes).

Se determinó utilizar variables de proceso, las cuales fueron determinantes para obtener valores confiables y objetivos tanto en la captación de datos como en la instrumentación utilizada. Éstas se eligieron en base a la literatura especializada consultada, la cual coincidía en gran medida con la instrumentación y metodología utilizada por el especialista.

La investigación se realizó motivada para dar una alternativa accesible y de bajo costo a los diagnósticos tradicionales que no siempre están al alcance de todos los afectados.

Este trabajo está conformado por cinco capítulos:

En el capítulo uno se presenta el marco teórico así como la hipótesis de la investigación. Aquí se explican conceptos necesarios para la comprensión de la enfermedad, sus síntomas, así como la descripción más detallada de las variables de proceso utilizadas. También se describen los conceptos de la instrumentación a utilizar, así como el software necesario para realizar los análisis.

En el capítulo dos se presenta el estado del arte, en el cual se muestran investigaciones realizadas en años anteriores que son la base de lo que se conoce actualmente respecto a la enfermedad, tratamientos, novedades y mejoras, así como estudios que avalan esa información.

En el capítulo tres se aborda el diseño de la plataforma de adquisición de variables así como su respectiva construcción. Se hace énfasis en la instrumentación utilizada y el porqué, así como en el caso de la que se tuvo que construir los diseños en los que se basaron y su construcción final en base a los requerimientos.

En el capítulo cuatro se muestran los datos obtenidos mediante la instrumentación descrita en el capítulo tres y su tratamiento mediante el software WEKA.

En el capítulo cinco se analizan los resultados obtenidos en el capítulo cuatro, mostrándolos en tablas y gráficas, destacando los mejores resultados.

En conclusiones se realiza un análisis general de toda la investigación para valorar si efectivamente el sistema es funcional y si todas las variables contribuyen en el sistema o cuales se destacan por su exactitud.

## **JUSTIFICACIÓN**

Los autores de metodologías de estudio de la funcionalidad de la mano de pacientes con Artritis Reumatoide (AR) señalan que, con el fin de mejorar la sensibilidad de diagnóstico de la AR, es necesario mejorar estas metodologías e instrumentos para que sean capaces de tomar en cuenta más variables y no sólo niveles de presión de fuerza y cuestionarios. Aunado a que hasta ahora no existe método alguno que relacione la inflamación de las articulaciones, temperatura de la mano, atrofia ósea y fuerza con la funcionalidad de la mano de personas aparentemente sanas y de personas con alguna enfermedad reumatoide y así se pueda llevar a cabo una clasificación más sensible de la AR.

La funcionalidad de la mano involucra diversas variables que no han sido consideradas hasta ahora, por ejemplo, la fuerza muscular de algunos pacientes es significativa, aun cuando ya existe atrofia ósea; la inflamación de las articulaciones de la mano puede no ser visible o puede ser provocada por otros mecanismos diferentes a la AR y, aun así, es un parámetro con alta ponderación en los test actuales. El uso de la Inteligencia Artificial (IA) en problemas subjetivos ha demostrado un gran éxito, ya que toma las variables del entorno del problema y las relaciona en un modelo único y objetivo y además ha sido demostrado que la IA tiene un grado alto de adaptación a eventos dinámicos.

## **ALCANCES**

Se obtendrá un modelo que pueda realizar una clasificación en manos de personas sanas y enfermas usando variables objetivas.

Este modelado ayudará a obtener resultados cuantitativos y determinar si el paciente padece de AR, padece de AR, y en caso de que sea así, evaluar si el tratamiento aplicado ayuda en la disminución de los síntomas.

## **OBJETIVO GENERAL**

Desarrollar una metodología usando como datos la fuerza de prensión, IMC, temperatura de las articulaciones y atrofia ósea, con información extraída de manos de pacientes con Artritis Reumatoide y de personas sanas, utilizando algoritmos de Inteligencia Artificial, para una correcta clasificación entre ambos grupos de mujeres que permita determinar si padecen o no esta enfermedad.

## **Objetivos Específicos**

- Desarrollar un modelado que mida la atrofia ósea, el IMC, la fuerza de prensión y la temperatura de las falanges de las manos, como variables de entrada de un algoritmo de Inteligencia Artificial.
- Realizar un estudio estadístico para determinar cuál de las variables incluidas en el presente trabajo es la que aporta mayor información en la clasificación.

- Modelar los datos obtenidos del sistema, usando por lo menos tres tipos de algoritmos de inteligencia artificial en pacientes aparentemente sanos y con pacientes diagnosticados previamente.

# I. MARCO TEÓRICO E HIPÓTESIS

## 1.1. Artritis Reumatoide

La artritis reumatoide (AR) es una enfermedad inflamatoria, crónica, autoinmune y sistémica; su principal órgano blanco es la membrana sinovial; se caracteriza por inflamación poliarticular y simétrica de pequeñas y grandes articulaciones, con posible compromiso sistémico en cualquier momento de su evolución (Sánchez, Evaluación de la artritis reumatoide por técnicas de imagen: ecografía, 2006).

El diagnóstico y tratamiento oportuno de la AR, incrementa la probabilidad de controlar el proceso inflamatorio, limitar la progresión del daño, mejorar la calidad de vida, la funcionalidad y la pronta reincorporación a la vida productiva y social del paciente (Morales & Salas, 2015).

La mayoría de las personas que padecen esta enfermedad pueden tener algunos resultados anormales en los exámenes que se les apliquen; sin embargo, algunas otras personas tendrán resultados normales en todos los exámenes, pero no por ello se encontrarán libres de esta enfermedad. La evaluación de la actividad inflamatoria en la AR es esencial para conocer la respuesta al tratamiento y la remisión de la enfermedad. La evaluación de la remisión en la AR se realiza de forma convencional mediante parámetros clínicos y analíticos. Sin embargo, la presencia de sinovitis subclínica puede explicar la progresión de daño estructural en pacientes en remisión clínica aparente. Técnicas de imagen, como la resonancia magnética y la ultrasonografía (US) de alta resolución con Doppler, proporcionan una evaluación y un seguimiento sensibles de la actividad inflamatoria articular y una valoración más real de la remisión de la AR que la clínica, la cual puede contribuir a tomar decisiones terapéuticas óptimas. Durante la última década, un número creciente de reumatólogos ha incorporado de forma progresiva la US musculoesquelética como una herramienta diagnóstica valiosa en su práctica clínica. Esta técnica permite la exploración repetida de todas las articulaciones periféricas simultáneamente a la evaluación clínica (Sánchez, 2009).

Una de las razones por la que la AR se hace más notoria en las manos de los pacientes, es porque ahí se encuentran el mayor número de articulaciones de todo el cuerpo, por ejemplo, en el estudio DAS-28, solamente en las manos se encuentran 22 de las 28 articulaciones que forman parte del estudio. De ahí que las terapias para pacientes con AR se centren en la mano, con el fin de recuperar su funcionalidad y proveer una mejor calidad de vida (Mäkinen, Kautiainen et al. 2005). Aunado a que la mano es la porción anatómica funcionalmente más activa en donde los síntomas de la enfermedad regularmente se manifiestan desde su inicio.

Según un estudio realizado por Fernando Juárez, José Cadena, entre otros, en el año 2004 a 124 pacientes diagnosticados con AR, de los cuales 110 eran mujeres, confirman la importancia de las variables socioeconómicas en la forma en que los pacientes asumen la enfermedad y cómo ésta afecta su calidad de vida. En este estudio, se observó que los pacientes presentaron baja incapacidad funcional, un

estado de desesperanza relativamente bajo y un grado moderadamente bajo de dolor percibido de acuerdo con las puntuaciones obtenidas. Es probable que ello se deba al apoyo social, emocional y económico que perciben los pacientes colombianos con AR (Cadena, Cadavid, Ocampo, Vélez Ángel, & Anaya, 2002). Sin embargo, los factores socioeconómicos parecen tener una influencia diferente en países desarrollados. Brekke, Kvien, Thelle y Hjortdahl (1999) compararon en Canadá pacientes de AR que vivían en zonas de estratos socioeconómicos bajos y altos de la misma ciudad para observar el impacto de los factores socioeconómicos sobre la enfermedad. Se encontró que no hubo diferencias significativas en la severidad del trastorno ni en su proceso, pero sí en el estatus de salud física y psicosocial; los pacientes de la zona de menor estrato se percibían más gravemente enfermos y con menos confianza en su habilidad para influir sobre su enfermedad, siendo su estatus de salud más pobre (Vinaccia, Cadena, Juárez, & Contreras, 2004).

Para diagnosticar la AR, los médicos especialistas utilizan los nuevos criterios de clasificación para la Artritis Reumatoide establecidos por la EULAR en colaboración con la ACR, los cuales fueron publicados en 2010 en la revista *Annals of Rheumatic Diseases* y *Arthritis and Rheumatism*.

Estos criterios tienen como objetivo mejorar la clasificación de la AR de corta evolución, de manera que se pueda establecer un tratamiento con fármacos modificadores de la enfermedad (FAME) lo antes posible. Como segundo objetivo, se estableció la definición de caso para poder llevar a cabo ensayos terapéuticos en pacientes con AR de corta evolución

Si bien su aplicación es para determinada población que presente las siguientes características (Gómez, 2010):

- Presentar al menos 1 articulación con sinovitis clínica (al menos una articulación inflamada) y que dicha sinovitis no pueda explicarse por el padecimiento de otra enfermedad.
- Tener una puntuación igual o superior a 6 en el sistema de puntuación que se presenta en la figura 1.1 y que considera la distribución de la afectación articular, serología del factor reumatoide y/o ACP, aumento de los reactantes de fase aguda y la duración igual o superior a 6 semanas.

Estos criterios también permiten hacer el diagnóstico en aquellos pacientes que presenten una AR evolucionada siempre que:

- Tengan erosiones típicas de AR.
- Presenten una enfermedad de larga evolución cuyos datos retrospectivos permitan la clasificación con los criterios mencionados.
- En escenarios de artritis de muy reciente comienzo, en individuos que no cumplan en un momento dado los criterios pero que los cumplan con la evolución del tiempo.

Un paciente será clasificado de AR si la suma total es igual o superior a 6.

<i>Afectación articular</i>	
1 articulación grande afectada	0
2-10 articulaciones grandes afectadas	1
1-3 articulaciones pequeñas afectadas	2
4-10 articulaciones pequeñas afectadas	3
> 10 articulaciones pequeñas afectadas	5
<i>Serología</i>	
FR y ACPA negativos	0
FR y/o ACPA positivos bajos (< 3 VN)	2
FR y/o ACPA positivos alto (> 3 VN)	3
<i>Reactantes de fase aguda</i>	
VSG y PCR normales	0
VSG y/o PCR elevadas	1
<i>Duración</i>	
<6 semanas	0
≥6 semanas	1

Figura 1. 1 Conjunto de variables y puntuación de cada una de las variables para el cómputo global (Gómez, 2010).

### 1.1.1. Exámenes para diagnosticar la Artritis Reumatoide

La página web Arthritis Foundation (Arthritis Foundation, 2016) menciona otras pruebas de laboratorio que a menudo ayudan en el diagnóstico:

- **Tasa de Sedimentación de Eritrocitos**

La tasa de sedimentación de eritrocitos mide cuán rápido los eritrocitos (glóbulos rojos de la sangre) caen al fondo de un tubo de ensayo. Se calcula midiendo la distancia en que la sangre sedimenta en una hora. Se usa para indicar inflamación, ya que sustancias inflamatorias en la sangre hacen que los eritrocitos se junten causando aglutinaciones que se vuelven más pesadas y caen más pronto que una célula individual. Ésta prueba tiende a medir la cantidad de inflamación presente, una tasa de sedimentación alta significa mucha inflamación.

- **Proteína C – reactiva (CPR)**

Mide la cantidad de inflamación presente. Los niveles de PCR responden más rápidamente a los cambios en la actividad inflamatoria que la velocidad de eritrosedimentación.

- **Factor reumatoideo (FR).**

Es una prueba serológica inmunológica. A menudo (70 al 80%) es positiva en personas con AR. Los análisis pueden ser negativos durante los primeros meses, haciendo la prueba menos útil para el diagnóstico temprano. Estos

factores también existen en pacientes que no presentan enfermedad alguna y en pacientes con otras enfermedades, pero con menos frecuencia que en los que padecen AR.

- **Anticuerpos anti-péptido cíclico citrulinado (anti-CCP)**

Esta prueba sirve para confirmar el diagnóstico de AR. El anticuerpo anti-péptido cíclico citrulinado (Anti-CCP) frecuentemente se analiza en combinación con el factor reumatoide mediante una muestra de sangre.

Analizar ambos puede ayudar a establecer y confirmar el diagnóstico correcto, ya que la combinación de estas pruebas tiene casi un 100% de valor predictivo positivo de que el paciente tiene AR.

En las radiografías sólo se pueden distinguir bien las estructuras óseas. Los problemas que afectan a los tejidos blandos del cuerpo no se pueden ver. Los cambios óseos se producen a lo largo de muchos años. Si una persona sufre artritis desde hace poco tiempo, es probable que la radiografía sea normal.

- **Radiografía de las Manos**

En las personas con AR se pueden obtener estas radiografías cada dos años para determinar la evolución de la enfermedad, además de observar el grado radiológico de un paciente, con base a la “Clasificación Radiológica de la Artrosis (KELLGREN Y LAWRENCE)” cuyas características se listan a continuación (Martínez-Pintor, 2006):

- Grado 0: Normal
- Grado 1: Dudoso
  - Dudoso estrechamiento del espacio articular
  - Posible osteofitosis
- Grado 2: Leve
  - Posible estrechamiento del espacio articular
  - Osteofitos
- Grado 3: Moderado
  - Estrechamiento del espacio articular
  - Osteofitosis moderada múltiple
  - Leve esclerosis
  - Posible deformidad de los extremos de los huesos
- Grado 4: Grave
  - Marcado estrechamiento del espacio articular
  - Abundante osteofitosis
  - Esclerosis grave
  - Deformidad de los extremos de los huesos

Otros exámenes que se pueden hacer abarcan:

- Conteo sanguíneo completo.
- Ecografía o resonancia magnética (RM) de las articulaciones.
- Radiografías de las articulaciones.

- Análisis del líquido sinovial.
- Anticuerpos antipeptidos cíclicos citrulinados (anticuerpos anti-PCC).

Otra prueba recurrente para el diagnóstico de la AR es el Health Assessment Questionnaire (HAQ), conocido en español bajo el nombre de Cuestionario de Evaluación de Salud, el cual fue desarrollado inicialmente en 1978 por James F. Fries y sus colaboradores en la Universidad de Stanford. Es un instrumento que en la actualidad es ampliamente utilizado para medir la discapacidad funcional en los pacientes. Numerosos estudios evidencian que el HAQ detecta cambios del estado clínico adecuadamente y por ello la sección de discapacidad es utilizada como uno de los principales indicadores de resultado en los ensayos clínicos de artritis reumatoide (Calvo, y otros, 1996). Evalúa la función física y consta de 20 preguntas divididas en 8 categorías: vestirse y asearse, levantarse, comer, caminar, higiene personal, alcanzar objetos y otras actividades. Suele rellenarlo el paciente solo, pero también es posible contar con la ayuda de un profesional sanitario en un centro asistencial o realizarlo por medio de una entrevista telefónica con evaluadores debidamente capacitados (conartritis, 2014).

Sin embargo, todos los exámenes antes mencionados no son totalmente eficaces a la hora de detectar la AR, sobre todo el cuestionario de actividades (ya sea en inglés o su variante en español), debido a que si el HAQ no es debidamente explicado al paciente o las dudas del paciente no son resueltas en su totalidad, éste contestará con respuestas poco confiables o subjetivas con base a la perspectiva que tiene el paciente de sí mismo respecto a la enfermedad.

### **1.1.2. Variables de Proceso**

Miden la actividad de la enfermedad en un momento dado y representan el grado de inflamación o intensidad del proceso fisiopatológico subyacente; por ejemplo, la rigidez matutina, el dolor o la extensión de la afectación articular.

En 1992 y 1993, la reunión del OMERACT, la EULAR y finalmente el American College of Rheumatology propusieron un grupo de variables que debían ser usadas para medir la actividad de la AR y valorar la eficacia de los tratamientos en los ensayos clínicos. Se propusieron 7 variables de proceso, que son la medida del dolor, la valoración de la actividad por el paciente y el médico, el número de articulaciones dolorosas y tumefactas, la capacidad funcional y un reactante de fase aguda.

Se ha demostrado que muy pocas variables, no más de tres, que además son diferentes entre los reumatólogos, explican la mayor parte de las decisiones clínicas. De hecho, las variables que un médico utiliza no tienen que ser necesariamente similares a las de otro, y su peso relativo puede ser distinto, por lo que puede haber importantes diferencias entre observadores al estimar la actividad de una enfermedad (Balsa, Villaverde, & Martín-Mola, 2002).

### **1.1.3. Atrofia Muscular**

Un factor importante a tomar en cuenta es la atrofia muscular, que se refiere a la disminución del tamaño del músculo esquelético, perdiendo así fuerza muscular debido a que la fuerza del músculo se relaciona con su masa. El motivo principal del deterioro muscular es la falta de actividad física, que puede sobrevenir cuando una enfermedad o lesión imposibilita el movimiento de una pierna o un brazo.

Entre las causas de la atrofia muscular se encuentran las siguientes:

- Falta de actividad física.
- Envejecimiento.
- Lesiones y fracturas.
- Desnutrición.

Ciertas enfermedades pueden provocar deterioro muscular o imposibilitar el movimiento, lo cual deriva en una atrofia. Entre ellas se encuentran las siguientes:

- Esclerosis lateral amiotrófica (Enfermedad de Lou Gehrig).
- Artritis Reumatoide (Enfermedad autoinmunitaria).
- Osteoartritis (la forma más común de artritis, que limita los movimientos articulares).
- Dermatomiositis (Enfermedad muscular).

## **1.2. Fuerza muscular**

Gowitzke y Milner (1999) definen la fuerza como cualquier acción que causa o tiende a causar un cambio en el movimiento de un objeto. Tiene magnitud y dirección, por lo que es una cantidad vectorial con línea de acción y dirección. La acción de una fuerza puede ser directa, como la que se produce cuando se da un empujón a alguien, o indirecta, la que existe entre un cuerpo y la Tierra en la atracción gravitatoria ([www.biolaster.com](http://www.biolaster.com), 2016).

La fuerza muscular es la capacidad del músculo o conjunto de músculos de ejercer fuerza para lograr la mayor resistencia con un sólo esfuerzo. La fuerza se puede medir con base a la cantidad de peso que se levanta. La fuerza de la parte superior e inferior del cuerpo se mide por separado. Los estudios para la fuerza incluyen el levantamiento de pesas en banco (bench press) para la parte superior del cuerpo, las flexiones de piernas (squat) para la parte inferior del cuerpo y el levantamiento de peso muerto (deadlift) para evaluar la espalda baja y las piernas (Voza, 2016).

### **1.2.1. Escala MRC (Medical Research Council) para Fuerza Muscular**

La fuerza del paciente está graduada en una escala de 0-5 (Compston, 2010):

- Grado 5: fuerza muscular normal contra resistencia completa
- Grado 4: la fuerza muscular está reducida pero la contracción muscular puede realizar un movimiento articular contra resistencia
- Grado 3: la fuerza muscular está reducida tanto que el movimiento articular solo puede realizarse contra la gravedad, sin la resistencia del examinador.

Por ejemplo, la articulación del codo puede moverse desde extensión completa hasta flexión completa, comenzando con el brazo suspendido al lado del cuerpo

- Grado 2: movimiento activo que no puede vencer la fuerza de gravedad. Por ejemplo, el codo puede flexionarse completamente solo cuando el brazo es mantenido en un plano horizontal.
- Grado 1: esbozo de contracción muscular
- Grado 0: ausencia de contracción muscular

Escala de graduación clínica empleada en evaluación funcional:

- Grado 0: normal.
- Grado 1: sin incapacidad; signos menores sensoriales o arreflexia.
- Grado 2: leve incapacidad; deambula por >200 m; leve debilidad en uno o más miembros y alteración sensorial.
- Grado 3: moderada incapacidad; deambula por >50 m sin apoyo; moderada debilidad MRC Grado 4 y alteración sensorial.
- Grado 4: severa incapacidad; capaz de caminar >10 m con apoyo de bastón; debilidad motora MRC Grado 4 y alteración sensorial.
- Grado 5: requiere apoyo al caminar 5 m; marcados signos motores y sensoriales.
- Grado 6: no puede caminar 5 m, capaz de mantenerse de pie sin ayuda y sentarse en silla de ruedas, capaz de comer en forma independiente.
- Grado 7: postrado en cama, severa cuadriparesia; fuerza máxima MRC grado 3.
- Grado 8: respirador y/o severa cuadriparesia; fuerza máxima MRC grado 2.
- Grado 9: respirador y cuádruplejía.
- Grado 10: muerte.

### 1.2.2. Fuerza de prensión

La mano tiene como función principal la prensión y constituye el principal órgano para la manipulación física del medio y fuente de información táctil (Naranjo O., Escalona D' A., Lagos S., & Solis F., 2009).

Los tipos de prensiones se definen de la siguiente forma y se muestran en la figura 1.2:

- **Prensiones palmares**, tanto cilíndricas como esféricas, en las que intervienen los dedos y palma de la mano. Es una prensión de fuerza para tomar objetos pesados y voluminosos.
- **Prensiones digitales**, referida a la pinza bidigital subtérmino lateral. Involucra pulgar e índice y permite tomar objetos con precisión.

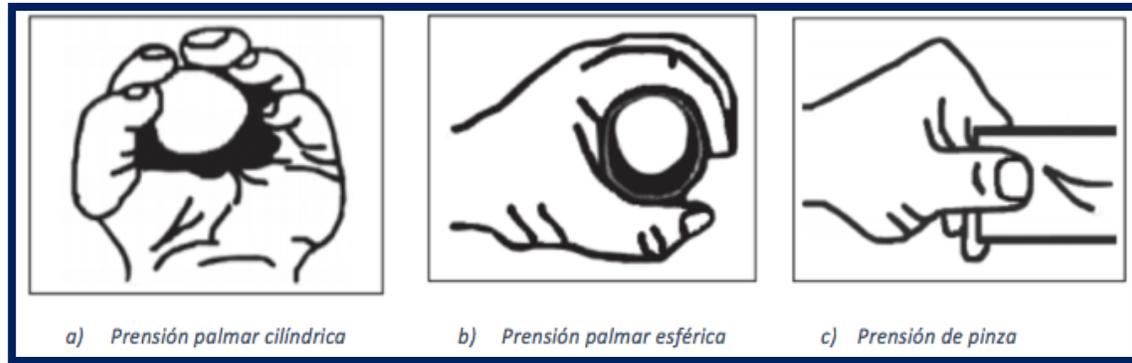


Figura 1. 2 Diferentes tipos de presión de la mano (Revista chilena de pediatría).

### 1.2.3. Medidores de fuerza

Son conocidos por los nombres de “Medidor empuje/tirón” o “Balanza empuje/tirón”, son tal como lo indican sus nombres, instrumentos que miden las fuerzas que empujan y tiran, y se utilizan en pruebas de compresión y tracción.

Toda fuerza tiene un tamaño y una dirección, y la combinación de tamaño y dirección se calcula como un vector de fuerza. La unidad común para medir la fuerza es el Newton (N), que fue nombrado así en honor a sir Isaac Newton. La primera ley de movimiento establecida por Newton expresa la idea de que un objeto no se moverá o permanecerá en un movimiento en línea recta a menos que sea afectado por una fuerza externa. La segunda ley de Newton explica cómo es que la velocidad y la dirección de un objeto se ven afectados por un objeto externo. Los medidores de fuerza también son conocidos como medidores Newton, ya que las fuerzas ejercidas en un experimento pueden ser medidas en Newtons (Cartmell, 2016).

Al combinárseles con equipos periféricos como los accesorios que se adecúan a los tipos de fuerza y objetos medidos, es posible medir diversas fuerzas y realizar no sólo las pruebas de compresión y tracción, sino también las de pelado y el coeficiente de fricción, entre otras. El medidor de fuerza permite su uso como un sencillo dispositivo de pruebas cuando se le fija a un soporte de ensayo o se le sujeta con la mano para medir. Se han creado medidores de fuerza de muchos tipos y rangos con el fin de soportar diversas mediciones de fuerza (<http://forcegauge.net>, 2016); un ejemplo de ellos se muestra en la figura 1.3.



Figura 1. 3 Medidor de fuerza CAMRY (<http://es.aliexpress.com>).

### 1.3. Tratamiento de imágenes

Una imagen digital es una imagen que ha sido discretizada, tanto en coordenadas espaciales como en luminosidad. Una imagen digital puede ser considerada como una matriz cuyos índices de renglón y columna identifican un punto (un lugar en el espacio bidimensional) en la imagen y el correspondiente valor de elemento de matriz identifica el nivel de gris en aquel punto. Los elementos de estos arreglos digitales son llamados elementos de imagen o píxeles.

En el tratamiento de imágenes se pueden distinguir tres etapas principales:

**a) Adquisición de la imagen.** Está a cargo de algún transductor o conjunto de transductores que mediante la manipulación de la luz o de alguna otra forma de radiación que es emitida o reflejada por los cuerpos, se logra formar una representación del objeto dando lugar a la imagen.

Durante la etapa de adquisición, los transductores agregan ruido a la imagen. Además del ruido, los transductores poseen una resolución limitada, lo cual repercute en la apreciación de dicha imagen.

**b) Procesamiento digital de la imagen.** Consiste en eliminar la mayor cantidad de ruido que se le agrega durante la adquisición, así como mejorar las características de dicha imagen: definición de contornos, color, brillo, entre otras, valiéndose de procedimientos y herramientas matemáticas.

**c) Presentación al observador.** Consiste en el método empleado para exponer la imagen, la cual puede ser impresa o generada por medios electrónicos como la televisión, el monitor de una computadora, o algún otro medio. Para la presentación de la imagen se deben considerar ciertos aspectos de percepción humana, así como las velocidades de despliegue del dispositivo utilizado (Escalante Ramírez, 2016).

#### **1.4. Imágenes termográficas**

**Termografía:** Es una técnica que permite medir temperaturas a distancia y sin necesidad de contacto físico con el objeto a estudiar, mediante la captación de la radiación infrarroja del espectro electromagnético.

**Cámara termográfica:** dispositivo que detecta el patrón térmico del cuerpo al que se apunta, en el espectro de la longitud de onda infrarroja y sin entrar en contacto con ese cuerpo.

**Termograma o imagen térmica:** Imagen generada por la cámara termográfica. La información térmica corresponde a un patrón, un estado puntual en cuanto a su temperatura. Se dice que es puntual, ya que no se considera el objeto como algo aislado, más bien al contrario, estará bajo unas condiciones cambiantes, rodeado de otros objetos que le influyan, unas actuaciones, entre otros.

Entre las ventajas que presenta la termografía sobre otras técnicas convencionales están las siguientes:

- No invasividad al momento de capturar imágenes.
- Velocidad y simpleza del proceso de adquisición de la imagen.
- Bajo costo.

Esta tecnología permite numerosas aplicaciones, entre las que destacan el análisis de lesiones y tumores mamarios, problemas posturales, control de infecciones respiratorias, el seguimiento de tumores superficiales y de lesiones neurológicas y artromusculares.

Desde el punto de vista médico, una lesión está generalmente relacionada con variaciones de flujo sanguíneo, las cuales impactan directamente sobre la temperatura de la superficie de la piel. Es así que las imágenes térmicas pueden mostrar gráficamente funciones fisiológicas que estén relacionadas con cambios de temperatura, arrojando como beneficio inmediato la detección de lesiones antes de que sean clínicamente evidentes.

La imagen térmica es mucho menos sensible a la borrosidad cinética ocasionada por los movimientos del paciente y también a la presencia de artefactos. En cuanto a la resolución en temperatura, es necesario contar con una resolución mínima de una décima de grado, considerando un factor de emisividad para la piel del cuerpo humano de 0.98.

#### **1.5. Minería de datos**

La minería de datos, también conocida como data mining, es el conjunto de técnicas y tecnologías que permiten explorar grandes bases de datos, de manera automática o semiautomática, con el objetivo de encontrar patrones repetitivos, tendencias o reglas que expliquen el comportamiento de los datos en un determinado contexto (Zenith, 2016). Surgió para intentar ayudar a comprender el contenido de un

repositorio de datos. Con este fin, hace uso de prácticas estadísticas y, en algunos casos, de algoritmos de búsqueda próximos a la Inteligencia Artificial y a las redes neuronales.

Aunque en data mining cada caso concreto puede ser radicalmente distinto al anterior, el proceso común a todos ellos se suele componer de cuatro etapas principales (Group, 2017):

- **Determinación de los objetivos.** Trata de la delimitación de los objetivos que el cliente desea bajo la orientación del especialista en data mining.
- **Preprocesamiento de los datos.** Se refiere a la selección, la limpieza, el enriquecimiento, la reducción y la transformación de las bases de datos. Esta etapa consume generalmente alrededor del setenta por ciento del tiempo total de un proyecto de data mining.
- **Determinación del modelo.** Se comienza realizando unos análisis estadísticos de los datos, y después se lleva a cabo una visualización gráfica de los mismos para tener una primera aproximación. Según los objetivos planteados y la tarea que debe llevarse a cabo, pueden utilizarse algoritmos desarrollados en diferentes áreas de la Inteligencia Artificial.
- **Análisis de los resultados.** Verifica si los resultados obtenidos son coherentes y los coteja con los obtenidos por los análisis estadísticos y de visualización gráfica. El cliente determina si son novedosos y si le aportan un nuevo conocimiento que le permita considerar sus decisiones.

Los patrones y tendencias que se recopilan mediante el data mining se pueden definir como “modelo de minería de datos”, el cual se puede aplicar en escenarios como los siguientes (daviddematiasbatalla, 2013):

- **Pronóstico:** cálculo de las ventas y predicción de las cargas del servidor o del tiempo de inactividad del servidor.
- **Riesgo y probabilidad:** elección de los mejores clientes para la distribución de correo directo, determinación del punto de equilibrio probable para los escenarios de riesgo, y asignación de probabilidades a diagnósticos y otros resultados.
- **Recomendaciones:** determinación de los productos que se pueden vender juntos y generación de recomendaciones.
- **Búsqueda de secuencias:** análisis de los artículos que los clientes han introducido en el carrito de la compra y predicción de posibles eventos.
- **Agrupación:** distribución de clientes o eventos en grupos de elementos relacionados, y análisis y predicción de afinidades.

### 1.5.1. WEKA

WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) es una Plataforma de Software para aprendizaje Automático y minería de datos, diseñado a base de Java y desarrollado en la Universidad de Waikato en Nueva Zelanda en el año de 1993.

Es además un software libre distribuido bajo licencia GNU-GPL, cuyo logo distintivo se muestra en la figura 1.4.



Figura 1. 4 Logo de la plataforma WEKA (<https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>).

WEKA contiene una colección de algoritmos para realizar análisis de datos y modelado predictivo, también tiene herramientas para la visualización de estos datos, además provee una interfaz gráfica que unifica las herramientas para que estén a una mejor disposición (Fallas, 2011).

Las herramientas para diferentes tareas básicas con que cuenta WEKA son (Estudiando bi, 2008):

- **Preprocess:** Multitud de herramientas para el preprocesamiento de los datos (ejemplo, discretización de variables).
- **Classify:** Algoritmos de clasificación, distribuidos por paquetes; ejemplo, ID3 o C4.5.
- **Cluster:** Diferentes algoritmos de segmentación como el simple k-means.
- **Associate:** Algoritmos para encontrar relaciones de asociación entre variables (Apriori entre otros).
- **Select atributtes:** Aquí, una vez cargados los datos, WEKA es capaz de buscar las mejores variables del modelo.
- **Visualize:** Herramienta de visualización de datos en los ejes cartesianos, con muchas posibilidades.

Según el Manual de WEKA (Morate), WEKA trabaja nativamente con un formato denominado "arff" (Attribute-Relation File Format). El cual está compuesto por una estructura de tres partes:

- i. Cabecera. Se define el nombre de la relación. Su formato es el siguiente:  
@relation <nombre-de-la-relación>  
  
Donde <nombre-de-la-relación> es de tipo String.
- ii. Declaraciones de atributos. En esta sección se declaran los atributos que compondrán el archivo junto a su tipo. La sintaxis es la siguiente:  
@attribute <nombre-del-atributo> <tipo>
- iii. Sección de datos. Se declaran los datos que componen la relación separando entre comas los atributos y con saltos de línea las relaciones.

@data

4,3.2

En el caso de que algún dato sea desconocido se expresará con un símbolo de cerrar interrogación (“?”).

## 1.5.2. Clasificadores

Existen clasificadores “Supervisados” y “No supervisados” (Advanced Tech Computing Group UTPL, 2008):

**Clasificadores Supervisados:** Cuentan con un conocimiento a priori, es decir, para la tarea de clasificar un objeto dentro de una categoría o clase contamos con modelos ya clasificados (objetos agrupados que tienen características comunes). Se pueden diferenciar dos fases dentro de este tipo de clasificación:

En la primera fase se tiene un conjunto de entrenamiento o de aprendizaje (para el diseño del clasificador) y otro llamado de test o de validación (para clasificación), estos servirán para construir un modelo o regla general para la clasificación.

En la segunda fase es el proceso en sí de clasificar los objetos o muestras de las que se desconoce la clase a las que pertenecen.

**Clasificadores no Supervisados:** No se cuenta con conocimiento a priori, por lo que se tiene un área de entrenamiento disponible para la tarea de clasificación. Se le suele llamar también clustering. En este tipo de clasificación se cuenta con “objetos” o muestras que tienen un conjunto de características, de las que no se sabe a qué clase o categoría pertenecen, entonces la finalidad es el descubrimiento de grupos de “objetos” cuyas características afines permitan separar las diferentes clases.

### Ejemplos de clasificadores supervisados

- Redes Neuronales: Una red neuronal es “un nuevo sistema para el tratamiento de la información cuya unidad básica de procesamiento está inspirada en la célula fundamental del sistema nervioso humano, la neurona”. Se utilizan para reconocer patrones, incluyendo imágenes, manuscritos y secuencias de tiempo. Tienen capacidad de aprender y mejorar su funcionamiento. (Matich, 2001)
  - MultilayerPerceptron: Esta red está compuesta por un conjunto de nodos de entrada que componen la capa de entrada, un conjunto de una o más capas ocultas de neuronas y una capa de neuronas de salida. La señal de entrada se propaga hacia delante, desde la capa de entrada por la oculta hasta la salida. (Aldabas-Rubira, 2002)
  - RBFNetwork
- Redes Bayesianas: Son una representación gráfica de dependencias para razonamiento probabilístico, en la cual los nodos representan variables

aleatorias y los arcos representan relaciones de dependencia directa entre las variables. (Sucar, 2006)

- BayesNet
- Bayes Simple Estimator
- Naive-Bayes
- Árboles de decisión: Son un conjunto de condiciones o reglas organizadas en una estructura jerárquica, de tal manera que la decisión final se puede determinar siguiendo las condiciones que se cumplen desde la raíz hasta alguna de sus hojas.
  - J48: trata de un refinamiento del modelo generado con OneR. Supone una mejora moderada en las prestaciones y podrá conseguir una probabilidad de acierto ligeramente superior al del anterior clasificador. El parámetro más importante que se debe tener en cuenta es el factor de confianza para la poda “confidence level”, que influye en el tamaño y capacidad de predicción del árbol construido. Para cada operación de poda, define la probabilidad de error que se permite a la hipótesis de que el empeoramiento debido a esta operación es significativo. A probabilidad menor, se exigirá que la diferencia en los errores de predicción antes y después de podar sea más significativa para no podar. El valor por defecto es del 25%. Según baje este valor, se permiten más operaciones de poda (García Jiménez & Álvarez Sierra, 2010).
  - LMT: Combina modelos de regresión logística con árboles de inducción. Consiste en una estructura de árbol de decisión estándar con funciones de regresión logística en las hojas (J. C. Gonzáles, 2009).
  - RandomForest: Es un método que combina una cantidad grande de árboles de decisión independientes, probados sobre conjuntos de datos aleatorios con igual distribución.  
Aplica el siguiente proceso:
    - Selecciona individuos al azar (usando muestra con reemplazo) para crear diferentes conjuntos de datos.
    - Crea un árbol de decisión con cada conjunto de datos, obteniendo diferentes árboles, ya que cada conjunto de datos contiene diferentes individuos y diferentes variables.
    - Al crear los árboles se eligen variables al azar en cada nodo del árbol, dejando crecer el árbol en profundidad (sin podar).
    - Predice los nuevos datos usando el “voto mayoritario”, donde clasificará como “positivo” si la mayoría de los árboles predicen la observación como positiva.

### 1.5.3. Evaluación del clasificador

El resultado de aplicar el algoritmo de clasificación se efectúa comparando la clase predicha con la clase real de las instancias.

A continuación, se listan los modos que proporciona WEKA para realizar la evaluación:

- Use training set: Evaluación del clasificador sobre el mismo conjunto sobre el que se construye el modelo predictivo para determinar el error, que en este caso se denomina “error de resustitución”.
- Supplied test set: Esta opción evalúa sobre un conjunto independiente. Permite cargar un conjunto nuevo de datos. Sobre cada dato se puede realizar una predicción de clase para contar los errores.
- Cross-Validation: Evaluación con validación cruzada. Se dividirán las instancias en tantas carpetas como indica el parámetro “Folds”, y en cada evaluación se toman las instancias de cada carpeta como datos de test, y el resto como datos de entrenamiento para construir el modelo. Los errores calculados serán el promedio de todas las ejecuciones.
- Percentage Split: se dividen los datos en dos grupos, de acuerdo con el porcentaje indicado (%). El valor indicado es el porcentaje de instancias par construir el modelo, que seguidamente es evaluado sobre las que se han dejado aparte.

#### 1.5.4. Sensibilidad y especificidad diagnósticas

Si una cuestión clínica y el resultado de la prueba diagnóstica encaminada a resolverla pueden plantearse en términos de dicotomía (presencia o ausencia de enfermedad) la exactitud de la prueba puede definirse en función de su sensibilidad y especificidad diagnósticas. (M. J. Burgueño, 1995)

**Especificidad:** Indica la probabilidad de obtener un resultado negativo cuando el individuo no tiene la enfermedad. Mide su capacidad para descartar la enfermedad cuando ésta no está presente. Se muestra en la ecuación 1.

$$Especificidad = \frac{\text{sanos negativos}}{\text{total sanos}} = \frac{VN}{VN+FP} \quad (1)$$

**Sensibilidad:** Es la probabilidad de obtener un resultado positivo cuando el individuo tiene la enfermedad. Mide su capacidad para detectar la enfermedad cuando está presente. Se muestra en la ecuación 2

$$Sensibilidad = \frac{\text{enfermos positivos}}{\text{total enfermos}} = \frac{VP}{VP+FN} \quad (2)$$

La prueba diagnóstica ideal debería tener una sensibilidad y una especificidad tan próximas al 100% como fuera posible. Esto constituye una excepción, pero en principio se debe dudar de pruebas cuya sensibilidad y especificidad sean inferiores al 80%.

#### 1.5.5. Curva ROC

Es un gráfico en el que se observan todos los pares sensibilidad/especificidad resultantes de la variación continua de los puntos de corte en todo el rango de resultados observados. En el eje y de coordenadas se sitúa la sensibilidad o fracción

de verdaderos positivos, definida como se expuso anteriormente y calculada en el grupo de enfermos. En el eje x se sitúa la fracción de falsos positivos o  $1 - \text{especificidad}$ , definida como  $FP/VN + FP$  y calculada en el subgrupo no afectado.

Cada punto de la curva representa un par S/1-E correspondiente a un nivel de decisión determinado. Una prueba con discriminación perfecta, sin solapamiento de resultados en las dos poblaciones, tiene una curva ROC que pasa por la esquina superior izquierda, donde S y E toman valores máximos ( $S$  y  $E = 1$ ). Una prueba sin discriminación, con igual distribución de resultados en los dos subgrupos, da lugar a una línea diagonal de  $45^\circ$ , desde la esquina inferior izquierda hasta la superior derecha. La mayoría de las curvas ROC caen entre estos dos extremos. Si cae por debajo de la diagonal de  $45^\circ$  se corrige cambiando el criterio de positividad de "mayor que" a "menor que" o viceversa. Cualitativamente, cuanto más próxima es una curva ROC a la esquina superior izquierda, más alta es la exactitud global de la prueba. De la misma forma, si se dibujan en un mismo gráfico las curvas obtenidas con distintas pruebas diagnósticas, aquella que esté situada más hacia arriba y hacia la izquierda tiene mayor exactitud. Por simple observación se obtiene una comparación cualitativa (M. J. Burgueño, 1995).

**Mean absolute error:** Se define como *error absoluto* de una medida la diferencia entre el valor medio obtenido y el hallado en esa medida, todo en valor absoluto.

El promedio de error absoluto, es la suma de los errores absolutos de clasificación en cada uno de los sujetos llevados a promedio. El clasificador que arroje mayor cifra (mayor a 0.1) define un error de clasificación alto, por lo cual no se debe considerar por sobre los que arrojen una cifra menor.

### **1.6. Planteamiento de la hipótesis**

Las variables de proceso son objetivas y no dependen del estado de ánimo del paciente, es debido a lo anterior que en conjunto con la Inteligencia Artificial pueden ayudar en el diagnóstico de la Artritis Reumatoide

## II. ESTADO DEL ARTE

Desde la década de los 50 existen índices validados para medir la actividad de la AR en pacientes. En 1956 fue desarrollado el índice sistémico de Lansbury, que combina rigidez, fatiga, consumo de aspirina, fuerza de prensión y velocidad de sedimentación (VSG), fue el primero que se propuso, pero a pesar de ello prácticamente no se ha utilizado. Otro índice desarrollado fue Pooled; se describió en 1977 y combina una medida articular, la fuerza de prensión, la rigidez matutina, la VSG y un índice funcional, e igual que el anterior; se ha utilizado pocas veces.

La dificultad de interpretación de estos ensayos clínicos no sólo radica en la elección de las variables que se utilizan y el modo de combinarlas, sino en la importancia de los cambios obtenidos.

Una diferencia estadísticamente significativa no implica necesariamente que sea clínicamente relevante. La relevancia clínica implica una diferencia apreciable en relación con la magnitud del cambio, mientras que la significación estadística indica que la hipótesis nula, que consiste en que no hay diferencias, puede ser rechazada. La distinción entre diferencias estadísticamente significativas y clínicamente relevantes es fundamental a la hora de interpretar ensayos clínicos; sin embargo, la identificación del límite que separa ambas situaciones no está clara (Balsa, Villaverde, & Martín-Mola, Índices de actividad y mejoría en la artritis reumatoide, 2011).

Desafortunadamente, la mayor parte de los índices validados para medir la actividad de la AR, no son utilizados fuera de los ensayos clínicos. Lo que conlleva a que esta enfermedad siga estando no suficientemente bien valorada y, por consiguiente, insuficientemente tratada.

En la actualidad, a pesar del avance tecnológico en el campo de la medicina, sigue sin existir un examen que pueda determinar con certeza si un paciente tiene o no AR. La mayoría de las personas con esta enfermedad pueden tener algunos resultados anormales en los exámenes; sin embargo, algunas personas tendrán resultados normales en todos los exámenes.

Actualmente, uno de los métodos con mayor prevalencia en la detección de la Artritis Reumatoide es la aplicación de diversos test a los pacientes. Sin embargo, la mayoría de estos test son en inglés, tal como el desarrollado y aplicado en el estudio "The prevalence of rheumatoid arthritis in Sweden" (Simonsson, Bergman, Petersson, Svensson, & Jacobsson, 1999), que consta de cuatro preguntas. Sin embargo, en Latinoamérica, concretamente en Argentina, se han dado a la tarea de adaptar lingüísticamente y validar al castellano este cuestionario para una aplicación correcta de las preguntas y evitar confusiones (Adaptación al español y validación del cuestionario de detección epidemiológica para artritis reumatoidea, 1990). Este cuestionario de igual manera se valida con el diagnóstico dado por el médico.

Este tipo de test suele ser totalmente subjetivo, ya que el diagnóstico depende enteramente de la percepción que tiene el paciente de su enfermedad y sus padecimientos. Hablando concretamente de los test antes mencionados, fueron aplicados vía e-mail, o vía telefónica, por lo cual no se tuvo un contacto real con los pacientes.

Otros métodos para la detección de la AR son las técnicas de imagen, las cuales juegan un papel creciente en el diagnóstico en la fase inicial de la AR de inicio o de reciente comienzo, con una duración de los síntomas inferiores a 6 o 12 meses, según los distintos autores.

Entre las técnicas de diagnóstico por imagen más destacadas se encuentran las siguientes:

- **Radiografías**

Las radiografías constituyen la técnica de referencia en la práctica clínica diaria para evaluar el daño articular provocado por la enfermedad. La detección de erosiones en las radiografías representa uno de los criterios de clasificación del American College of Rheumatology (ACR) utilizados en el diagnóstico. Permite sólo de forma indirecta e insuficiente, mediante la detección de tumefacción de partes blandas periarticulares, valorar la afectación inflamatoria articular.

Entre las desventajas de esta técnica se encuentran su baja sensibilidad en la detección precoz del daño articular, su carácter de imagen proyeccional, en la que una estructura tridimensional queda representada en dos dimensiones con la consiguiente superposición de estructuras, y el uso de radiación ionizante. Pese a ello, son muy utilizadas debido a su bajo costo, fácil disponibilidad y reproducibilidad (Narváez García, 2009).

- **Ecografías**

Permiten detectar de forma directa la inflamación sinovial y las erosiones óseas. El empleo del Doppler color y del Doppler energía detecta el aumento de la vascularización de la sinovitis, lo que facilita la diferenciación con el derrame articular, y también de las erosiones, permitiendo la diferenciación con geodas y quistes sinoviales subcondrales.

La ecografía ha demostrado una mayor sensibilidad que las radiografías en la detección de erosiones en las articulaciones de los dedos de la mano y en las articulaciones metatarsófalangicas.

Las desventajas de la ecografía son su carácter explorador-dependiente, los problemas que plantea la reproducibilidad de los resultados y las limitaciones técnicas de la prueba en la evaluación de articulaciones profundas (Narváez García, 2009).

- **Tomografía Computarizada (TC)**

La introducción de la tecnología multidetectores en la TC ha supuesto un gran avance en el estudio de la patología osteoarticular, al permitir obtener cortes muy finos, de grosor inferior a 1mm, y reconstrucciones en cualquier plano del espacio con la misma calidad que los cortes inicialmente obtenidos.

Su carácter multiplanar y la calidad de la imagen ósea permite detectar con una gran sensibilidad las erosiones óseas. (Narváez García, 2009)

- **Resonancia magnética (RM)**

El papel creciente de la RM en el diagnóstico precoz es debido a su capacidad de detectar y caracterizar la afectación de la membrana sinovial, así como de identificar las erosiones y los cambios de edema óseo subcondral.

La RM ha demostrado ser más sensible que la exploración física en la detección de sinovitis, incluso en las pequeñas articulaciones de manos y pies, y también puede detectar sinovitis activa en paciente sin ninguna alteración analítica, lo que permitiría establecer el diagnóstico de artritis en aquellas situaciones de presentación clínica atípica o no concluyente (Narváez García, 2009).

El método RAMRIS (Rheumatoid Arthritis-Magnetic Resonance Imaging Score) desarrollado por un grupo de trabajo interdisciplinario de la OMERACT (International consensus Conference on Outcome Measures in Rheumatology), es el más utilizado para valorar las lesiones articulares detectadas por RM en la AR (Ostergaard, y otros, 2003).

Las situaciones clínicas en las que la RM podría estar indicada son las siguientes:

- Sospecha clínica de artritis con exploración física y/o analítica no definitivas
- Artritis precoz, con una duración inferior a 6 o 12 meses, no clasificada, para ayudar en el diagnóstico diferencial
- AR de reciente inicio, especialmente sin erosiones en las radiografías, para establecer el diagnóstico y el grado basal de destrucción ósea.

Según la experiencia del doctor José Antonio Narváez García expresada en el artículo Valoración por imagen de la artritis reumatoide precoz, en pacientes con sospecha clínica de AR precoz seronegativos y sin erosiones en las radiografías, la RM tiene en el diagnóstico una especificidad de un 78% y una sensibilidad de un 100% (Narváez García, 2009).

En el año 2007 se dio a conocer un nuevo método de detección de AR muy novedoso, desarrollado por el doctor Gerd Burmester del Departamento de Reumatología del Hospital Universitario Charité de Berlín en asociación con una compañía alemana. Es un test que permite en cuestión de minutos saber si una persona tiene los anticuerpos que se asocian con el daño articular característico de la enfermedad, determinando así si el paciente tiene AR aun cuando todavía no haya experimentado los molestos y discapacitantes síntomas que se asocian con

ésta. Consiste en colocar una gotita de sangre del paciente, en una tira reactiva, similar a las que se usan para conocer los niveles de glucosa en sangre de las personas con diabetes y después de 10 a 20 minutos se puede saber si el paciente tiene ciertos anticuerpos que son altamente específicos de la AR.

Esta herramienta ayuda a no demorar el diagnóstico de la AR y permite comenzar el tratamiento lo más pronto posible. Ya ha sido probada con éxito en seres humanos y podría pronto ser aprobado por las autoridades regulatorias europeas (A. Ríos, 2007).

Pero, hasta que no sea aprobada, esta técnica estará catalogada como una posibilidad viable, pero no puede ser considerada como la técnica estándar para detectar AR prematuramente. Aunado a que el costo de la prueba aún es desconocido.

### **III. DISEÑO Y CONSTRUCCIÓN DE LA PLATAFORMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS**

Para diseñar y desarrollar una alternativa para la detección de la Artritis Reumatoide, respecto a los métodos tradicionalmente empleados, se tomaron en cuenta seis variables necesarias para poder obtener un diagnóstico fiable, objetivo y accesible.

- Temperatura
- Fuerza
- Peso
- Estatura
- Atrofia ósea
- Edad

Cada una de las variables tomadas en cuenta se trabajó con diferentes tipos de materiales, técnicas y procedimientos, de acuerdo a las necesidades específicas de cada una, con base a investigaciones realizadas para dar soporte a las herramientas utilizadas y creadas.

Teniendo en cuenta que según una encuesta realizada por Consulta Mitofsky en el año 2010, el 84.4% de la población en México es diestra, las imágenes tomadas fueron sólo de la mano derecha. También se decidió realizar el estudio sólo a mujeres, ya que, según datos proporcionados por el INEGI, cerca de 1,900,000 personas en México padecen AR, de las cuales 3 de cada cuatro son mujeres.

En el caso de la variable fuerza de prensión, se tomaron los valores de la mano predominante.

En la figura 3.1 se muestra el diagrama de bloques correspondiente al sistema que se desarrolló.

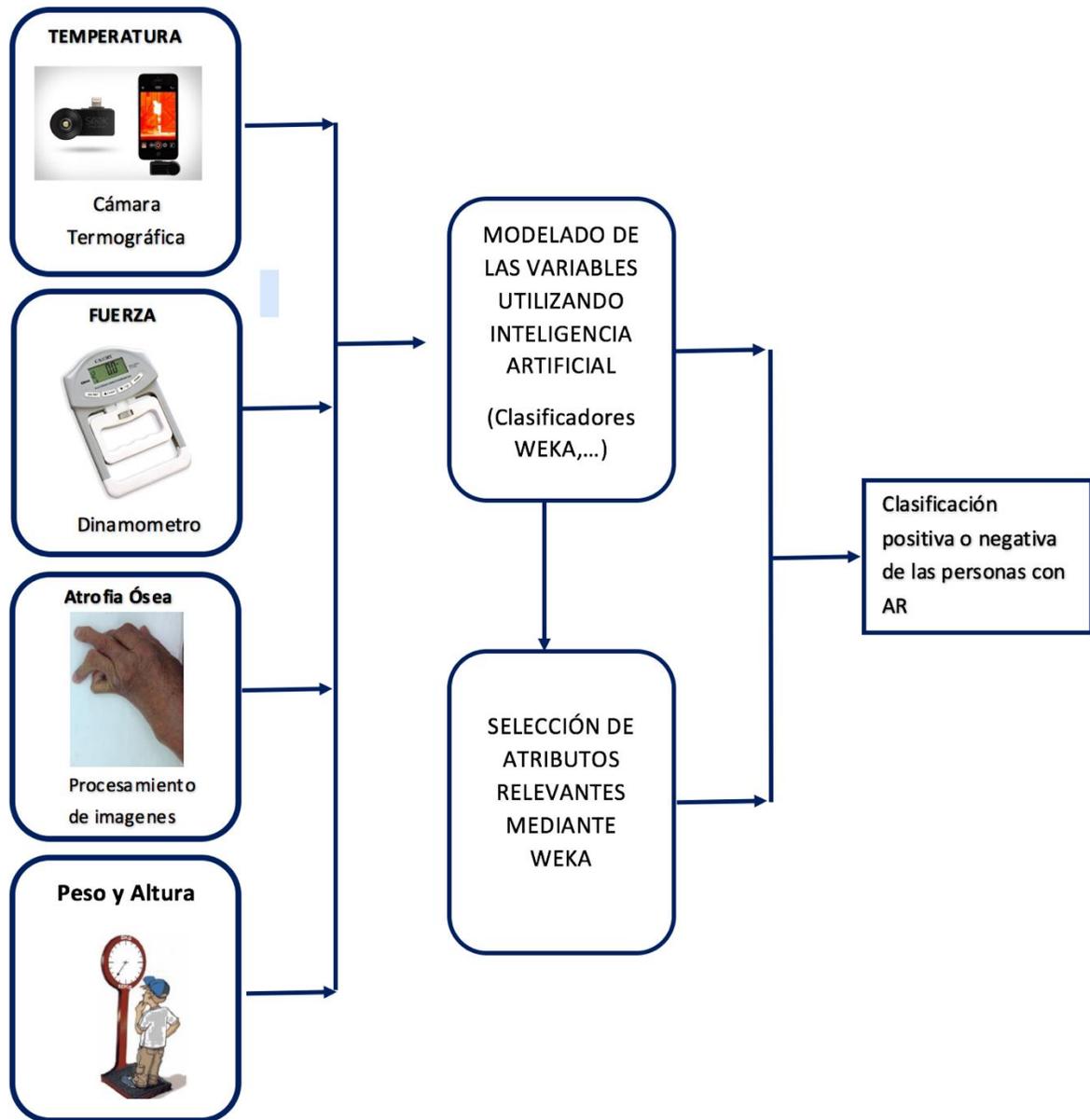


Figura 3. 1 Diagrama de bloques.

### 3.1. Adquisición de imágenes para la variable Atrofia Ósea

#### 3.1.1. Requerimientos de SoftBox

Para adquirir imágenes en un entorno controlado se determinó construir y utilizar una SoftBox de manufactura casera. Entre los beneficios que se pretenden obtener al construirla están los siguientes:

- Controlar el nivel de luz.
- Controlar la posición de la mano.
- Controlar la distancia respecto a la cámara del smartphone y la mano.
- Que sea portable.

### 3.1.2. Diseño de SoftBox

El diseño propuesto es el que se muestra en la figura 3.2. Se planea utilizar madera para su fabricación, para una mayor duración de la SoftBox. Tal y como se muestra en la imagen, la caja deberá tener cinco ranuras. Dos laterales, dos al frente (una de mayor tamaño que la otra) y una en la parte superior. Las dos ranuras laterales y la del frente de mayor tamaño se cubrirán con papel blanco, se deberán dejar sin cubrir las ranuras superiores y la de menor tamaño del frente, ya que en la primera se colocará la cámara del smartphone y la segunda servirá para introducir la mano en la SoftBox.

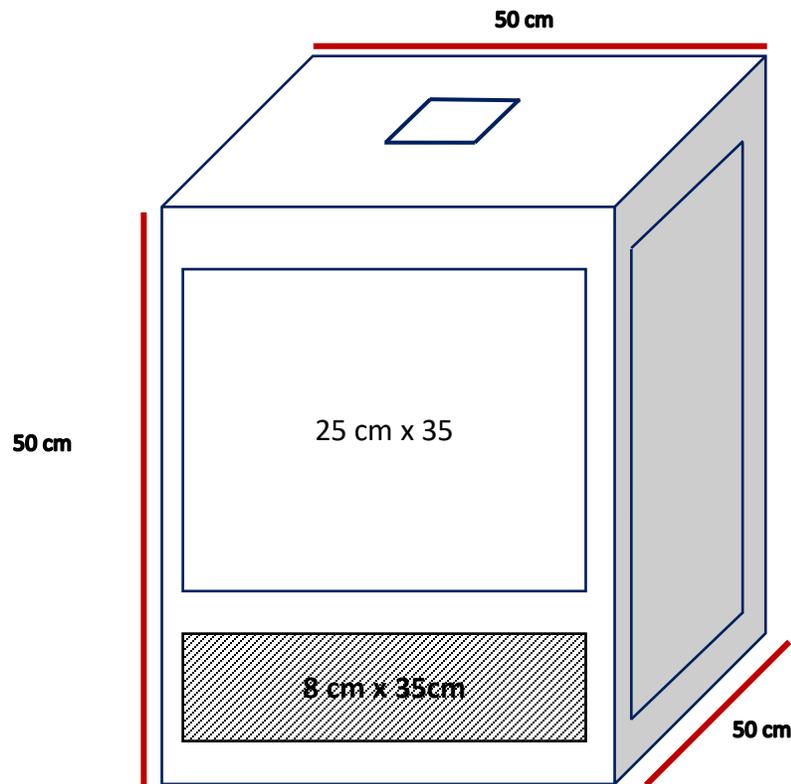


Figura 3. 2 Propuesta de SoftBox.

### 3.1.3. Construcción de SoftBox

Se utilizó el siguiente material:

- Madera
- Manta
- Silicón
- Cartulina blanca
- Tachuelas pequeñas
- Tira de leds
- Fuente de voltaje
- Resistol
- Cutter

- Hilo blanco
- Velcro blanco
- Clavos pequeños
- Pintura blanca
- Pliegos de papel bond blanco

Una vez que se obtuvo el material antes listado, con base al diseño propuesto, se procedió a construir la SoftBox. En primer lugar, se determinó crear un cubo de madera de 50 x 50 x 50 cm. De las seis caras del cubo, la cara superior y la de un costado se taparon con triplay, mientras que la inferior se tapó con madera. El resto de las caras quedaron descubiertas. En la cara superior se hizo una ranura en forma de cruz, de tal manera que se pudiera colocar ahí la cámara del smartpone, para visualizar el interior de la caja. En cuanto a la cara frontal del cubo, se dividió en dos partes, colocando un pedazo de madera para que la cara se dividiera en dos, quedando tal y como se muestra en la figura 3.3.



Figura 3. 3 SoftBox.

Hecho lo anterior, se procedió a pintar de color blanco, tanto el interior como el exterior de la caja, para que las imágenes tomadas al interior de la misma salieran más claras. Posteriormente, las dos caras laterales del cubo que estaban descubiertas se procedieron a cubrirlas con cartulinas, las cuales fueron fijadas a los marcos de las paredes del cubo mediante tachuelas y pegamento. El resultado se muestra en la figura 3.4.



Figura 3. 4 SoftBox pintada.

Para controlar la iluminación artificial dentro de la SoftBox se utilizaron tiras de leds, las cuales fueron fijadas mediante silicón a la cara interna superior de la caja, de tal manera que cubrieran los cuatro lados de la cara. Para controlar la intensidad de la iluminación y que ésta no generara sombra sobre las manos al momento de tomar la foto, se probaron diferentes cantidades de voltaje, determinando finalmente que el voltaje óptimo era de 10 volts, ya que generaba una ínfima cantidad de sombra sobre éstas.

Para difuminar un poco más la iluminación de los leds y que ésta no fuera tan directa, se colocó papel blanco sobre los leds, reduciéndose así un poco más de sombra. El resultado se muestra en la figura 3.5.

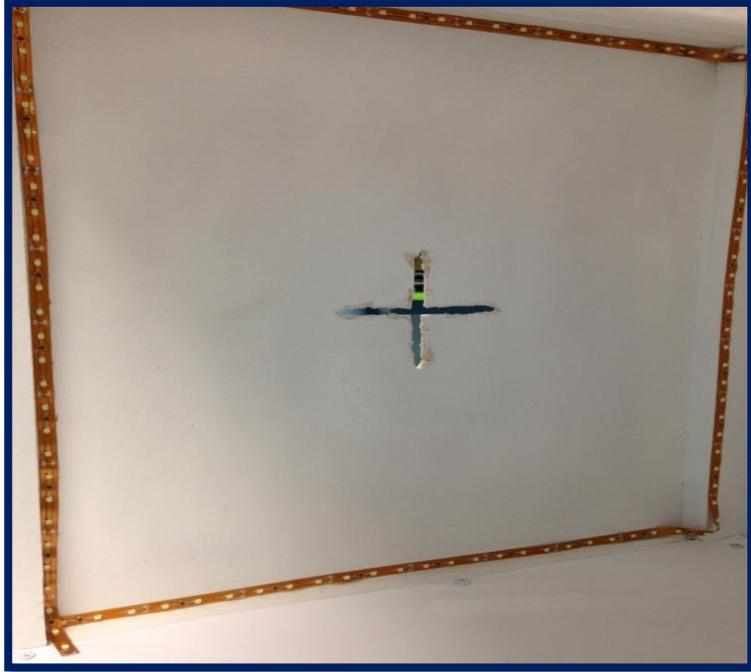


Figura 3. 5 Tiras de leds en SoftBox.

Ya con las luces encendidas, la caja se ve como se muestra en la figura 3.6

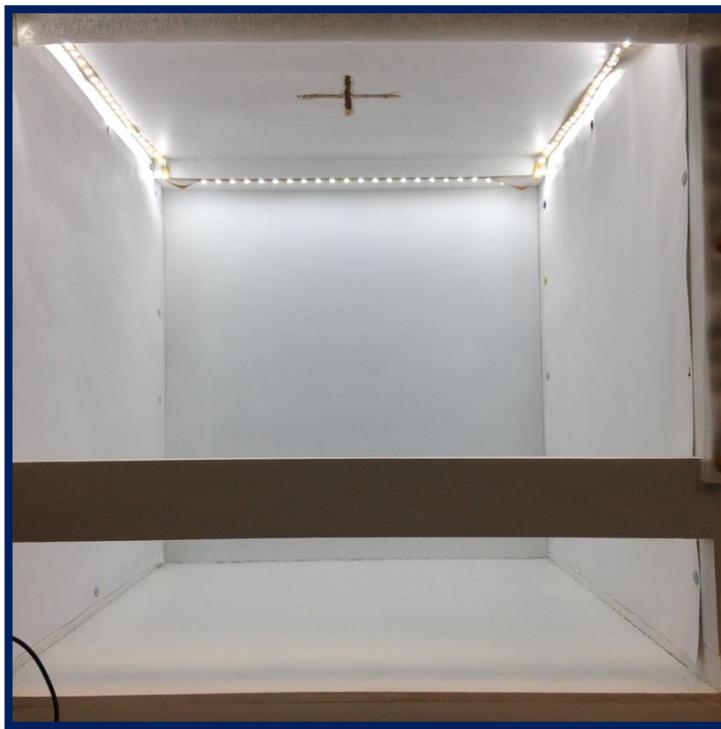


Figura 3. 6 Leds encendidos.

Finalmente, para cubrir la cara frontal de la caja se decidió ponerle manta de color blanco. Se midió la ranura de mayor tamaño y con base a las medidas obtenidas se

cortó un trozo de manta. Para poder fijar la manta a la caja se le cosieron primero dos tiras de velcro, y su complemento se pegó en dos marcos de la caja, tal y como se muestra en la figura 3.7. De esta manera la manta quedó fijada a la cara del frente de la caja, quedando sólo descubierta la ranura de menor tamaño, que es donde se introducirán las manos de las personas que participarán en el estudio.



Figura 3. 7 SoftBox terminada.

### **3.1.1. Toma de imágenes de muestra utilizando la SoftBox**

Ya contando con la SoftBox, se procedió a tomar las imágenes de las manos, para lo cual se tomaron las siguientes medidas.

El smartphone fue colocado con la cámara orientada a la ranura realizada en la SoftBox para tal fin, como se muestra en la figura 3.8.

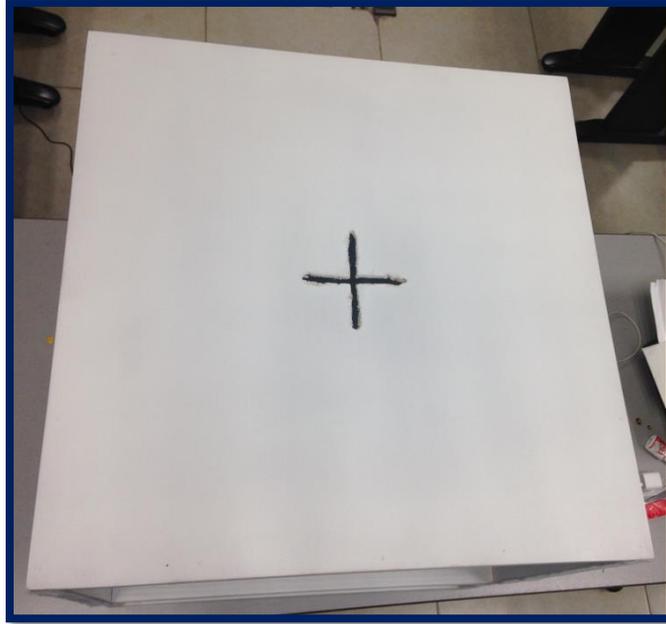


Figura 3. 8 Ranura donde se colocará el smartphone.

El Smartphone elegido para realizar la toma de fotos fue un iPhone 5, en el cual se configuró la aplicación cámara –nativa del iPhone– para tomar las imágenes con la opción “Cuadrada”, para que las imágenes tuvieran un tamaño de 2448 x 2448 píxeles y un peso aproximado de 1mb, ver figura 3.9.

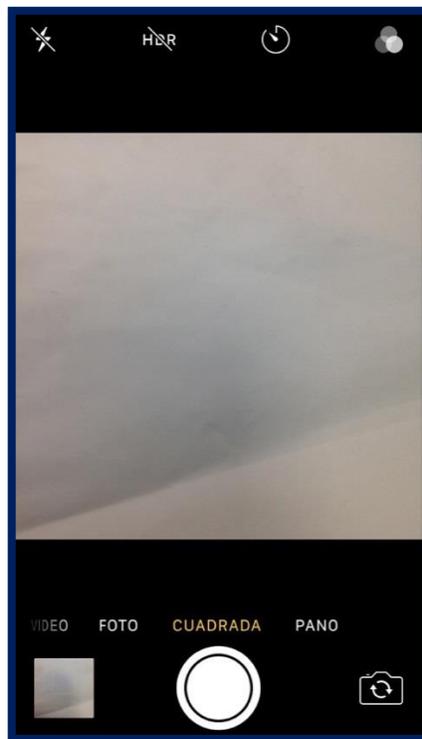


Figura 3. 9 Configuración de aplicación "Cámara" para toma de fotos.

Se desactivó el flash para que no interfiriera con la iluminación proporcionada por los leds antes mencionados, además del enfoque automático para un mayor control en la calidad y condiciones de la imagen. El resultado se muestra en las figuras 3.10 y 3.11.



Figura 3. 10 Fotografía de la mano de una participante sin el uso de la SoftBox.



Figura 3. 11 Fotografía de la mano de una participante con el uso de la SoftBox.

### **3.1.2. Postura de las participantes para la toma de fotos**

Como la SoftBox es portátil, se puede colocar en cualquier superficie plana y estable, en este caso se buscó que las imágenes se tomaran mientras la

participante estaba sentada y frente a ella la SoftBox a la altura del pecho, de tal manera que fuera sencillo colocar la mano dentro de la caja, cuidando que el brazo quedara recto, la mano quedara totalmente visible dentro de la SoftBox y los dedos extendidos en la medida de las posibilidades de las mujeres, de acuerdo a su nivel de daño por la enfermedad.

### 3.2. Adquisición de imágenes de prueba para la variable Temperatura

Para esta variable en particular no se necesitó construir ambiente controlado alguno para la adquisición de imágenes, pero, por el contrario, se determinó adquirir una cámara termográfica de la marca Seek Thermal que, en conjunto con la utilización de un Smartphone con el sistema operativo Android, pudiera proporcionar el nivel de temperatura de las manos de las personas que participaron en el estudio.

En la figura 3.12 se muestra la cámara utilizada para obtener la temperatura de las manos.



Figura 3. 12 Cámara Seek Thermal.

En este caso se eligió un smartphone Samsung Grand Prime para la captura de imágenes. En la figura 3.13 se muestra la cámara termográfica conectada al smartphone. Dado el modelo del dispositivo, la cámara se integra a éste en la parte inferior, ya que es ahí donde tiene el conector usb.



Figura 3. 13 Cámara termográfica y smartphone.

La aplicación Seek Thermal proporciona cuatro modos térmicos para configurar las imágenes térmicas:

- Normal
- Punto central
- Alta/baja
- Valor límite

Se eligió la opción Alta/Baja, ya que sólo interesaba saber cuál era el valor más alto y más bajo de temperatura dentro de la imagen, tal y como se muestra en la figura 3.14.

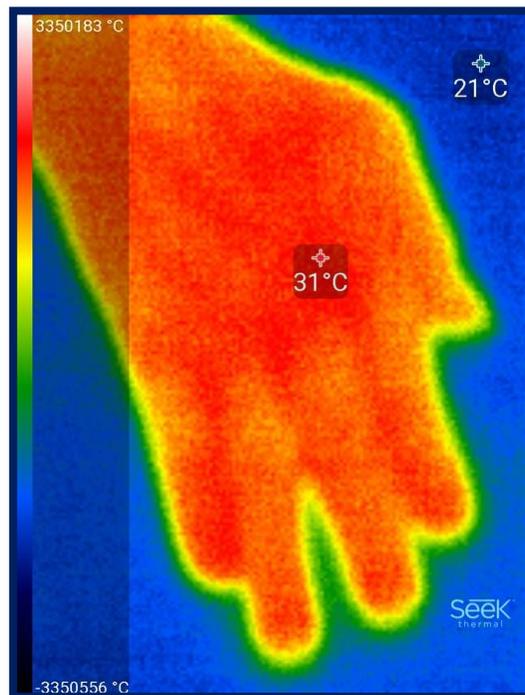


Figura 3. 14 Temperatura Alta/Baja.

En cuanto al entorno controlado, la razón por la que no se utilizó uno, por ejemplo la SoftBox, es que al ser un entorno cerrado podía encerrar el calor corporal despedido por las diferentes manos que ahí se introdujeran para la captura de imágenes, aumentando el valor de la temperatura que captara la cámara termográfica. De hecho, tampoco se podían tomar las imágenes en un sólo lugar, ya que al quitar la mano deja un rastro de calor, que se sumaría a una segunda imagen si se colocara otra mano para la toma de imagen. Se tomaron varias fotografías desde diferentes alturas y se pudo comprobar que no existe variación significativa en las temperaturas detectadas en ellas.

Considerando lo anterior, para tomar las fotografías sólo se les pidió a las participantes que se sentaran frente a una mesa, sobre la cual colocarían su mano derecha, extendiendo lo más posible sus dedos y se procedería a tomar la fotografía de ésta. Se cuidó que antes de tomar las imágenes las participantes no hubieran

realizado alguna actividad física para evitar la generación de calor extra que pudiera alterar las condiciones de las imágenes.

### 3.3. Adquisición de datos de prueba para la variable Fuerza de Presión

Existen diversos dispositivos médicos para medir la fuerza de presión en las personas, sin embargo, para este caso particular se adquirió el dinamómetro digital de mano de la marca CAMRY, debido a su diseño, precisión, funciones y economía (ver figura 3.15).



Figura 3. 15 Dinamómetro CAMRY.

Entre los datos que se pueden configurar en este dinamómetro, respecto a las personas a quienes se les mide el nivel de fuerza, están los siguientes:

- Género
- Edad
- Unidad de medida (libra o kilogramo)

Dado el nivel de fuerza registrado, analiza y determina si de acuerdo al género y edad de la persona, su nivel de fuerza es bajo, normal o fuerte. Si se requiere, también tiene memoria para guardar el registro de hasta 20 usuarios (ver figura 3.16).



Figura 3. 16 Configuración dinamómetro (Manual de usuario dinamómetro CAMRY EH101).

Antes de utilizarse, se puede ajustar hacia arriba o hacia abajo la palanca, girando el mando a la derecha o a la izquierda para ajustar y obtener una compresión ideal de acuerdo al tamaño de la mano (ver figura 3.17).



Figura 3. 17 Dinamómetro CAMRY.

La postura idónea para el uso del dinamómetro se muestra en la figura 3.18.



Figura 3. 18 Posición corporal para el uso del Dinamómetro.

### **3.4. Adquisición del peso y la estatura de las participantes**

A las mujeres que participaron en el estudio se les realizaron las medidas pertinentes para poder determinar su peso y estatura. El peso se obtuvo en Kg y la estatura en cm.

### **3.5. Adquisición y organización de todas las variables**

Una vez que se determinó el mejor método para la adquisición de todas las variables, así como sus respectivas configuraciones en los dispositivos utilizados en los datos de prueba, se procedió a adquirir los datos que se utilizarán en el estudio. En primer lugar, se realizó un convenio de colaboración entre la Facultad de Ingeniería, la Facultad de Ciencias Químico-Biológicas (ambas pertenecientes a la Universidad Autónoma de Guerrero) y el departamento de Reumatología del Hospital General “Raymundo Abarca Alarcón”, ubicado en la ciudad de Chilpancingo, Guerrero. El convenio permitió el poder acceder a los pacientes diagnosticados previamente por el especialista reumatólogo Dr. José Eduardo Navarro Zarza, quienes asistían a su consulta los días martes y jueves.

Para la obtención de los datos de las personas sanas, se realizó la carta de presentación que se muestra en la figura 3.19, con la cual se pudo acceder a diferentes dependencias de gobierno para poder tomar datos de su personal femenino que estaba sano. Las mediciones fueron las mismas que se realizaron a las personas diagnosticadas con Artritis Reumatoide.



# UAGro UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE GUERRERO

Facultad de Ingeniería

Chilpancingo, Gro. a 19 de enero de 2017.

**Asunto:** Carta de presentación

## A quien corresponda

Por medio de la presente carta me permito presentar a la C. Ing. Diana Elizabeth Hernández Rosales quien es estudiante del programa de maestría en Ingeniería para la Innovación y Desarrollo Tecnológico en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Guerrero, así mismo solicito de la manera más atenta pueda brindarle su apoyo para que la Ing. Hernández pueda realizar un muestro de datos antropométricos en su institución.

El proyecto que se encuentra desarrollando la Ing. Hernández está relacionado con la predicción temprana de la Artritis Reumatoide por medio de algoritmos computacionales.

Sin más por el momento y esperando contar con una respuesta positiva, me despido de usted, no sin antes agradecer la atención y apoyo brindado.

ATTENTAMENTE:

Dr. Gustavo Adolfo Alonso Silverio  
Jefe del Laboratorio de Tecnologías de Cómputo y Electrónica  
Prof. Investigador de la Facultad de Ingeniería  
Universidad Autónoma de Guerrero

MIIDT

Av. Lázaro Cárdenas S/N.  
Ciudad Universitaria, C.P. 39070  
<http://www.posgradoingenieria.uagro.mx/>  
Chilpancingo de los Bravo, Guerrero



Figura 3. 19 Carta de presentación.

Los datos de interés fueron los siguientes: Nombre de la participante, edad, peso, estatura y nivel de fuerza, así como especificar si estaban sanas o con AR.

Los datos obtenidos de los pacientes se organizaron en un documento de Excel configurado tal y como se muestra en el anexo 1.

El procedimiento llevado a cabo para la adquisición de datos en pacientes con AR consistió en lo siguiente:

Paso 1. Preguntar nombre y edad.

Paso 2. Pesarlas

Paso 3. Medir su estatura

Paso 4. Sentarlas frente a un escritorio, colocar su mano derecha sobre la superficie del mismo y tomar la fotografía con el Smartphone previamente preparado con la cámara termográfica.

Paso 5. Colocar la SoftBox en una superficie plana accesible y sentar a las pacientes frente a ella para realizar la captura de imágenes de su mano derecha.

Paso 6. Preguntar a las pacientes cuál es su mano predominante e indicarles que adoptaran la posición corporal mostrada en la figura 3.18 para proceder a determinar su nivel de fuerza en la mano especificada. Para que los datos fueran confiables, se determinó realizar dos pruebas de fuerza por cada paciente; si los dos datos obtenidos eran similares, entonces se dejaba así, por el contrario, si un dato difería demasiado del otro se tomaba una tercera medición y así se dejaban los dos datos que menos diferían.

De acuerdo al grado de avance de la enfermedad, se adaptó la adquisición de datos para aquellas personas que por ejemplo no pudieran extender los dedos de su mano debido a daños producidos por la enfermedad, o que debido a la misma no se pudieran incorporar. En estos casos, las imágenes se tomaron de las manos en la forma y posición que más se pudiera ajustar, sin que por ello se dañara a la paciente; de igual manera, si por cuestiones físicas no se podían incorporar y por ende no se podían ni medir ni pesar, se tomaban los datos registrados en su última consulta.

Todos los datos obtenidos se vaciaron en el archivo de Excel, quedando tal y como se muestra en la tabla contenida en el anexo 2.

En el caso de las mujeres sanas se llevó a cabo un proceso similar, la diferencia simplemente fue que ellas no acudían a consulta, sino que se acudió a su centro de trabajo, previa autorización, y se les hicieron las mediciones pertinentes, vaciando de igual manera sus datos en el archivo de Excel.

En el caso de las imágenes, tanto las térmicas como las tomadas en la SoftBox, se numeraron de acuerdo al número de paciente o persona sana, para que coincidiera con los registros de sus demás datos y especificando en el nombre de la imagen "AR" si eran pacientes o "S" si eran las participantes sanas. Tal y como se muestra en la figura 3.20.

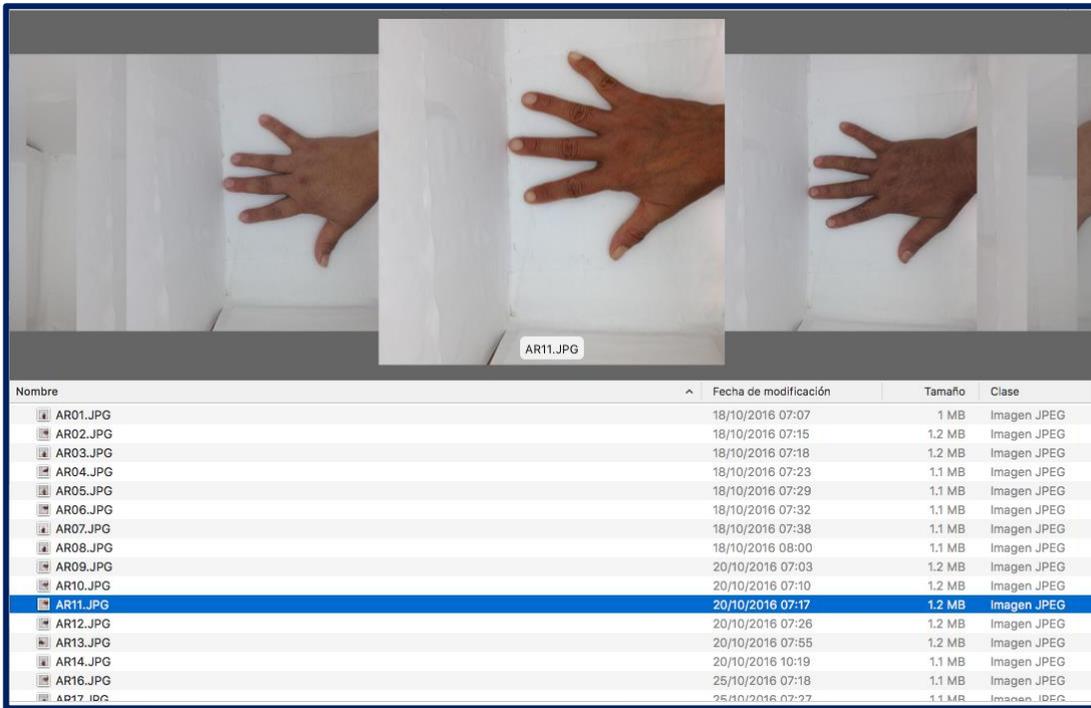


Figura 3. 20 Organización de las imágenes de las pacientes con AR tomadas con la SoftBox.

#### **IV. MODELADO DE VARIABLES DE PACIENTES CON AR Y DE PERSONAS SANAS**

El modelado de variables se llevó a cabo mediante el programa de libre acceso WEKA.

Tomando como referencia la base de datos creada con los datos de todas las mujeres que participaron en el estudio, mencionada en el capítulo 3, se creó un archivo con formato “.arff”, que es el formato nativo que utiliza WEKA para poder leer los datos y realizar las clasificaciones pertinentes con los algoritmos seleccionados.

Es importante mencionar que la base de datos quedó conformada con 240 registros, 120 pertenecientes a mujeres diagnosticadas con artritis reumatoide y 120 aparentemente sanas.

Se adoptaron los siguientes pasos para la creación del documento nombrado WEKAv1.arff:

- De la base de datos creada en Excel se eliminaron las columnas pertenecientes al nombre del paciente, así como las observaciones.
- En la primera columna se colocó el nombre de la imagen con su respectiva nomenclatura y extensión AR01.JPG -AR120.JPG o S01.JPG - S120.JPG., dependiendo de si los datos pertenecían a las pacientes o a las personas sanas.
- En la primera fila del documento, y de manera consecutiva de manera descendente, se colocaron el nombre de los atributos con el siguiente formato, cuyos nombres se tomaron del nombre de cada columna de la base de datos:
  - @Relation WEKAv1
  - @Attribute Filename String (Es el nombre de la imagen correspondiente al usuario numerado.)
  - @Attribute Edad NUMERIC
  - @Attribute Peso NUMERIC
  - @Attribute Estatura NUMERIC
  - @Attribute F1 NUMERIC (Fuerza manos Repetición 1)
  - @Attribute F2 NUMERIC (Fuerza manos Repetición 2)
  - @Attribute Diagnostico {DiagnosticoConAR, DiagnosticoSinAR}
- Se dejó una fila en blanco
- Se colocó @Data
- A continuación, se eliminaron todos los encabezados de las columnas de la base de datos.
- Al momento de guardar los cambios se procedió a cambiar la extensión, ahora se guardó con el formato .csv.

- Se abrió el documento con un editor de textos (en este caso el Notepad++) y se eliminó cualquier carácter que se hubiera agregado de manera fortuita.
- Por último, se guardó nuevamente el documento, pero ahora con la extensión .arff., quedando el documento tal y como se muestra en la figura 4.1.

```

1 @Relation WEKAv1
2
3 @Attribute Filename String
4 @Attribute Edad NUMERIC
5 @Attribute Peso NUMERIC
6 @Attribute Estatura NUMERIC
7 @Attribute F1 NUMERIC
8 @Attribute F2 NUMERIC
9 @Attribute Diagnostico {DiagnosticoConAR, DiagnosticoSinAR}
10
11 @Data
12 AR01.JPG, 40, 65, 1.45, 7.6, 18.7, DiagnosticoConAR
13 AR16.JPG, 57, 60, 1.5, 15.1, 14.6, DiagnosticoConAR
14 AR17.JPG, 52, 55, 1.48, 9.1, 11.9, DiagnosticoConAR
15 AR18.JPG, 35, 60, 1.48, 30.2, 26.8, DiagnosticoConAR
16 AR19.JPG, 39, 58, 1.49, 9.4, 10.2, DiagnosticoConAR
17 AR20.JPG, 30, 60, 1.49, 28.1, 23.6, DiagnosticoConAR
18 AR21.JPG, 72, 71, 1.52, 15.7, 18.5, DiagnosticoConAR
19 AR22.JPG, 33, 64, 1.44, 15.1, 14.6, DiagnosticoConAR
20 AR23.JPG, 55, 62, 1.5, 12.6, 15.4, DiagnosticoConAR
21 AR24.JPG, 62, 58, 1.49, 7.5, 7.4, DiagnosticoConAR
22 AR25.JPG, 36, 59, 1.5, 8.8, 8.6, DiagnosticoConAR
23 AR26.JPG, 48, 66, 1.5, 10.8, 9.7, DiagnosticoConAR
24 AR27.JPG, 44, 59, 1.4, 8.2, 9.9, DiagnosticoConAR
25 AR28.JPG, 58, 68, 1.42, 10.5, 9.2, DiagnosticoConAR
26 AR29.JPG, 33, 50, 1.55, 22.2, 24.7, DiagnosticoConAR
27 AR30.JPG, 36, 55, 1.46, 10.4, 11.6, DiagnosticoConAR
28 AR31.JPG, 39, 60, 1.46, 11.3, 9.9, DiagnosticoConAR
29 AR32.JPG, 67, 62, 1.47, 9.4, 8, DiagnosticoConAR
30 AR33.JPG, 51, 51, 1.41, 11.8, 13.3, DiagnosticoConAR
31 AR34.JPG, 75, 62.5, 1.54, 14.9, 15.2, DiagnosticoConAR
32 AR35.JPG, 77, 42, 1.34, 10.2, 11.9, DiagnosticoConAR
33 AR36.JPG, 42, 60, 1.54, 22.9, 20, DiagnosticoConAR
34 AR37.JPG, 62, 75, 1.62, 19.1, 27.2, DiagnosticoConAR

```

Figura 4. 1 Documento final en .arff.

Posteriormente se procedió a utilizar el programa WEKA para el procesamiento del documento WEKAv1.arff, siguiendo los pasos que a continuación se listan.

- En el programa WEKA descrito en el capítulo 1, se procedió a leer el archivo para a continuación aplicar el primer filtro llamado “ColorLayoutFilter”, el cual se utilizó, ya que como se trabajó con imágenes se debían de extraer ciertas características de las mismas. Este filtro divide cada una de las imágenes en 64 bloques a partir de los cuales extrae 33 atributos que se agregan de manera automática a los que contiene el archivo antes mencionado.
- Se utilizaron los algoritmos con que cuenta WEKA para analizar los datos.
- Para evaluar los datos proporcionados por los algoritmos se utilizó “CrossValidation” con 10 folds.
- Por último, se inició el proceso para obtener los resultados arrojados por cada algoritmo. En la figura 4.2 se muestran los resultados obtenidos por el algoritmo RandomForest.

```

Diagnostic
Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.06 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      216          90.7563 %
Incorrectly Classified Instances    22           9.2437 %
Kappa statistic                    0.8151
Mean absolute error                 0.2139
Root mean squared error             0.2885
Relative absolute error             42.7748 %
Root relative squared error         57.6974 %
Total Number of Instances          238

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0.890   0.075   0.921   0.890   0.905   0.816   0.957   0.961   DiagnosticoConAR
                0.925   0.110   0.895   0.925   0.910   0.816   0.957   0.948   DiagnosticoSinAR
Weighted Avg.   0.908   0.093   0.908   0.908   0.908   0.816   0.957   0.955

=== Confusion Matrix ===
  a  b  <-- classified as
105 13 | a = DiagnosticoConAR
 9 111 | b = DiagnosticoSinAR

```

Figura 4. 2 Resultados del algoritmo RandomForest con 10-folds.

Este proceso se realizó primero con imágenes obtenidas mediante la SoftBox y después se realizó el mismo procedimiento, pero ahora con las imágenes termográficas. Todos los resultados se guardaron en archivos .txt, así como también para evaluar de manera gráfica los resultados se guardó el área bajo la curva de cada algoritmo.

Para complementar este proceso se realizó el procedimiento descrito en líneas anteriores, pero ahora sin utilizar todas las variables, esto con la finalidad de evaluar si todas las variables aportaban para que la asertividad del algoritmo fuera lo más alta posible, y con cuáles se obtenían peores resultados. Por lo tanto, el archivo “WEKAv1” fue modificado de acuerdo a qué variables o qué imágenes se utilizarían en el momento, guardando diferentes versiones del mismo.

## V. RESULTADOS

Realizados todos los procedimientos se obtuvo el set de datos completo, el cual fue clasificado mediante los diferentes tipos de clasificadores contenidos en WEKA, para poder observar los resultados obtenidos y poder determinar cuáles eran los que obtenían los mejores resultados, no sólo en exactitud sino también en cuanto a la sensibilidad y la especificidad; ambos valores muy relevantes, complementándose con los valores de la curva ROC

Este procedimiento se realizó tanto con las imágenes normales como con las termográficas (de cada una de las imágenes se extrajeron 33 atributos que se agregaron a las cinco variables base, teniendo en total 38 variables), dividiendo los resultados de las clasificaciones en dos categorías.

Tabla 5.1. Resultados de los clasificadores utilizando las cinco variables con imágenes normales y los atributos edad, peso, estatura, fuerza.

#	Classifier	Sensitivity	Specificity	ROC	Accuracy
1	SMO	0.907	0.908	0.908	90.7563
2	RandomForest	0.921	0.895	0.957	90.7563
3	SGD	0.898	0.900	0.899	89.9160
4	MultiClassClassifierUpdateable	0.898	0.900	0.899	89.9160
5	MultilayerPerceptron	0.890	0.892	0.943	89.0756
6	LogitBoost	0.876	0.897	0.958	88.6555
7	SimpleLogistic	0.875	0.89	0.964	88.2353
8	Bagging	0.902	0.865	0.943	88.2353
9	RandomCommittee	0.881	0.883	0.932	88.2353
10	BayesNet	0.901	0.858	0.943	87.8151
11	LMT	0.879	0.869	0.951	87.3950
12	AdaBoostM1	0.860	0.880	0.943	86.9748
13	IterativeClassifierOptimizer	0.872	0.868	0.948	86.9748
14	RandomSubSpace	0.885	0.856	0.947	86.9748
15	NaiveBayes	0.852	0.879	0.944	86.5546
16	NaiveBayesUpdateable	0.852	0.879	0.944	86.5546
17	HoeffdingTree	0.852	0.879	0.957	86.5546
18	ClassificationViaRegression	0.870	0.854	0.940	86.1345
19	J48	0.870	0.854	0.879	86.1345
20	NaiveBayesMultinomial	0.882	0.836	0.940	85.7143
21	AttributeSelectedClassifier	0.862	0.852	0.853	85.7143
22	NaiveBayesMultinomialUpdateable	0.881	0.814	0.94	85.2941
23	PART	0.867	0.840	0.858	85.2941

#	Classifier	Sensitivity	Specificity	ROC	Accuracy
24	Jrip	0.880	0.823	0.860	84.8739
25	Kstar	0.833	0.847	0.886	84.0336
26	FilteredClassifier	0.839	0.842	0.900	84.0336
27	RandomTree	0.864	0.82	0.84	84.0336
28	REPTree	0.839	0.842	0.879	84.0336
29	DecisionTable	0.821	0.852	0.907	83.6134
30	RandomizableFilteredClassifier	0.855	0.813	0.831	83.1933
31	Logistic	0.806	0.842	0.876	82.3529
32	VotedPerceptron	0.858	0.795	0.861	82.3529
33	MultiClassClassifier	0.806	0.842	0.876	82.3529
34	IBK	0.793	0.812	0.807	80.2521
35	DecisionStump	0.908	0.742	0.799	80.2521
36	LWL	0.898	0.740	0.873	79.8319
37	OneR	0.813	0.786	0.798	79.8319
38	NaiveBayesMultinomialText	0.000	0.505	0.493	50.4202
39	SGDText	0.000	0.504	0.500	50.4202
40	CVParameterSelection	0.000	1.000	0.493	50.4202
41	InputMappedClassifier	0.000	0.504	0.493	50.4202
42	MultiScheme	0.000	0.504	0.493	50.4202
43	Stacking	0.000	0.504	0.493	50.4202
44	Vote	0.000	0.504	0.493	50.4202
45	ZeroR	0.000	0.504	0.493	50.4202

Los resultados obtenidos mediante la clasificación de todos los algoritmos utilizando las imágenes normales se muestran en la tabla 5.1, siendo los seis mejores los que se listan a continuación:

- SMO
- RandomForest
- SGD
- MultiClassClassifierUpdateable
- MultilayerPerceptron
- LogitBoost

Sin embargo, el algoritmo que presentó la mejor curva ROC fue el LogitBoost con un 0.958; y se debe recordar que entre más se acerca a uno el resultado significa que es mejor la clasificación. Esto conlleva a que este algoritmo que se ubica en la sexta posición en la imagen ya mencionada sea tomado en cuenta y sus resultados no se descarten. A continuación, en las figuras 5.1, 5.2, 5.3, 5.4, 5.5 y 5.6 se pueden

apreciar las curvas ROC de todos los algoritmos clasificados por categorías con sus respectivos nombres.

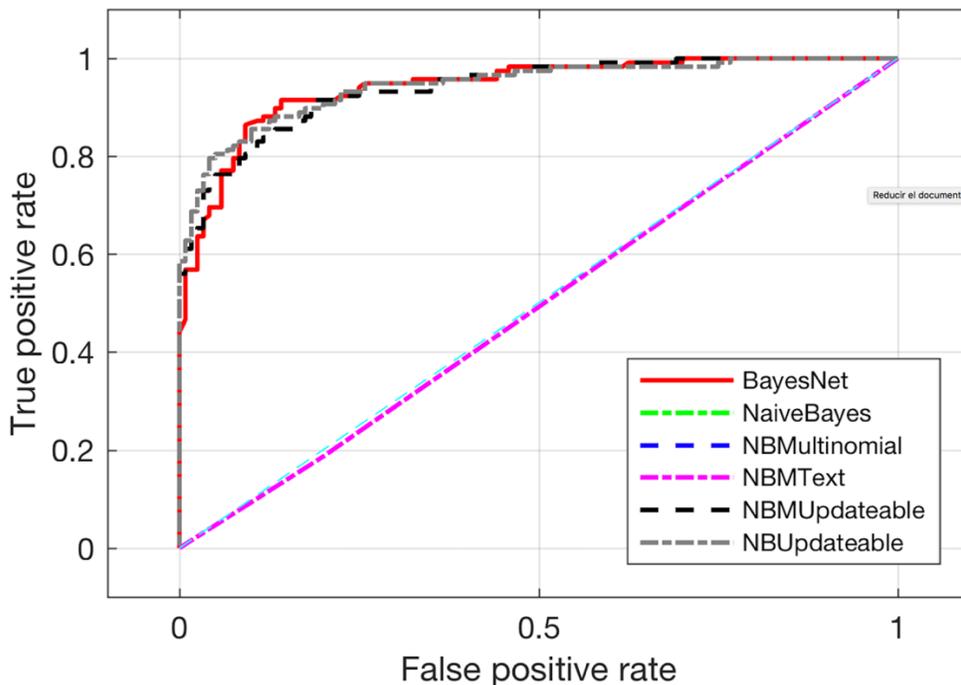


Figura 5. 1 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores de la categoría “Bayes” de WEKA con imágenes normales.

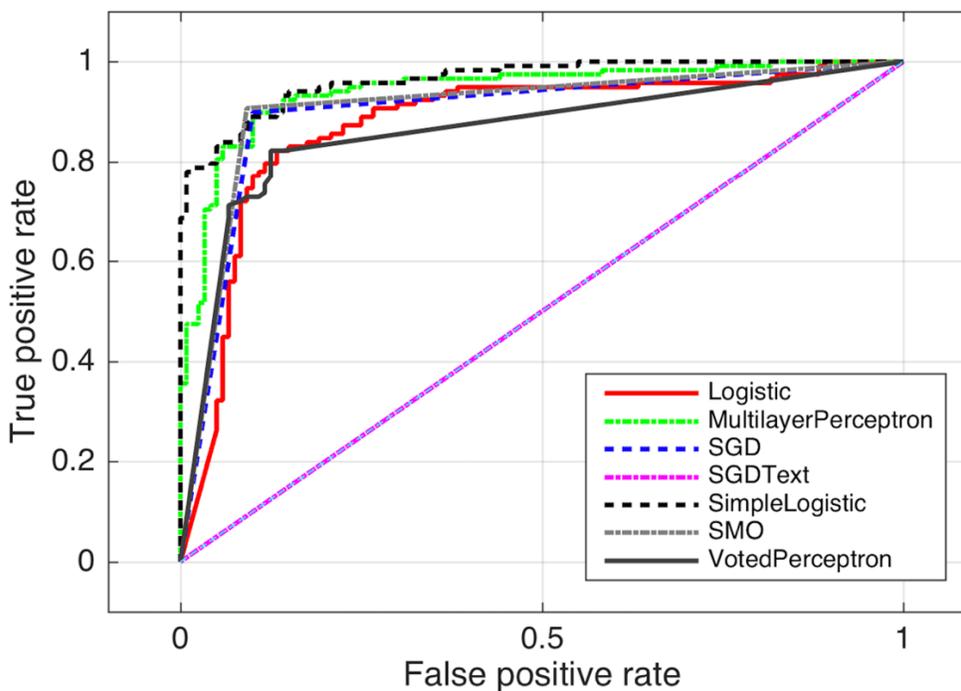


Figura 5. 2 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores de la categoría “Functions” de WEKA con imágenes normales.

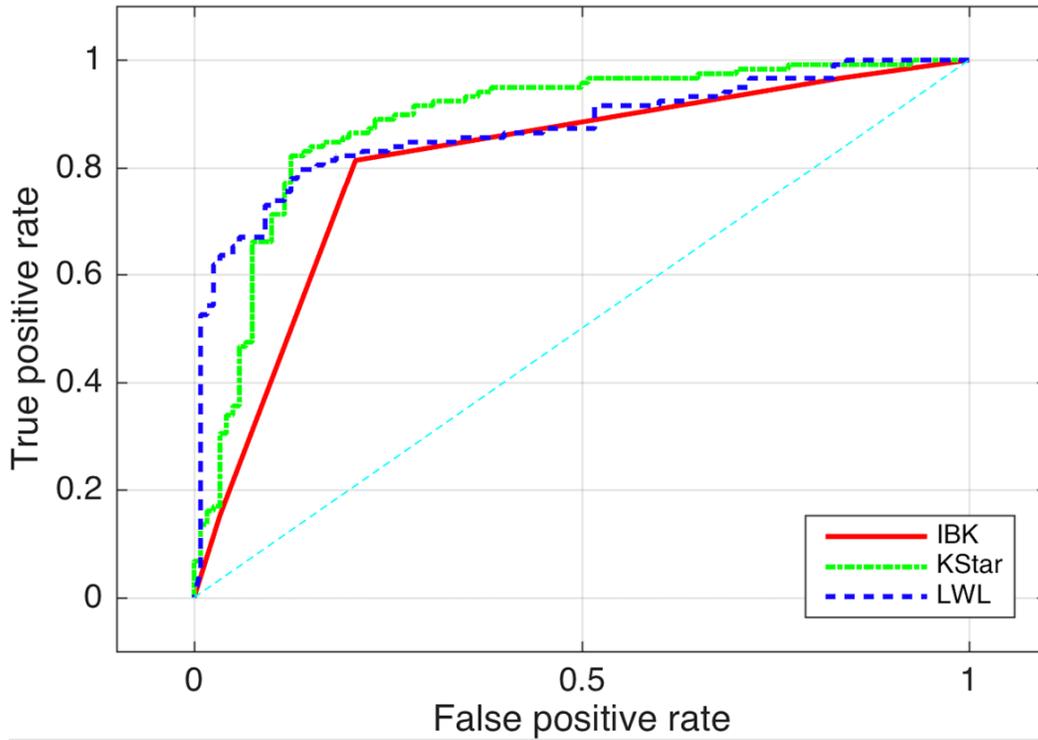


Figura 5. 3 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría “Lazy” de WEKA con imágenes normales.

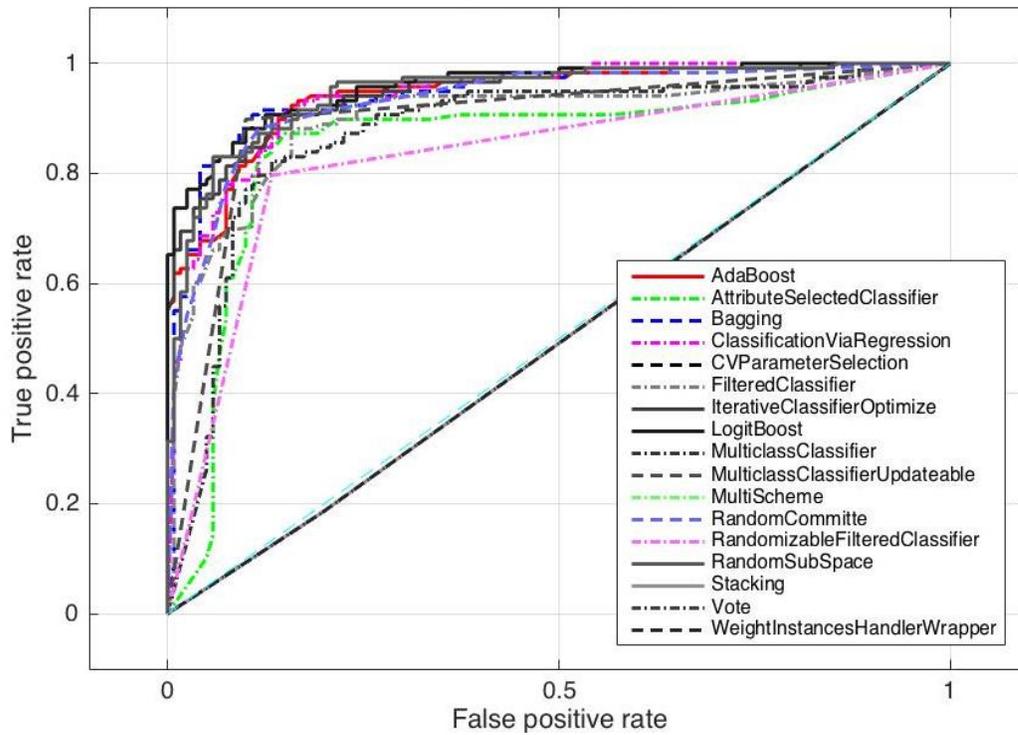


Figura 5. 4 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría “Meta” de WEKA con imágenes normales.

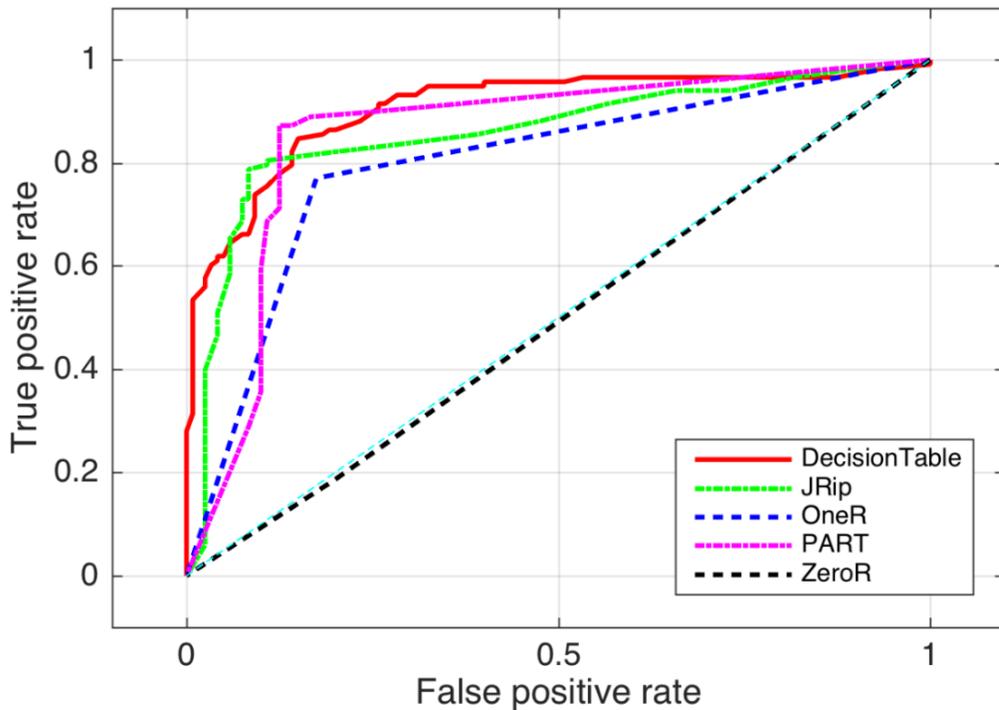


Figura 5. 5 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría “Rules” de WEKA con imágenes normales.

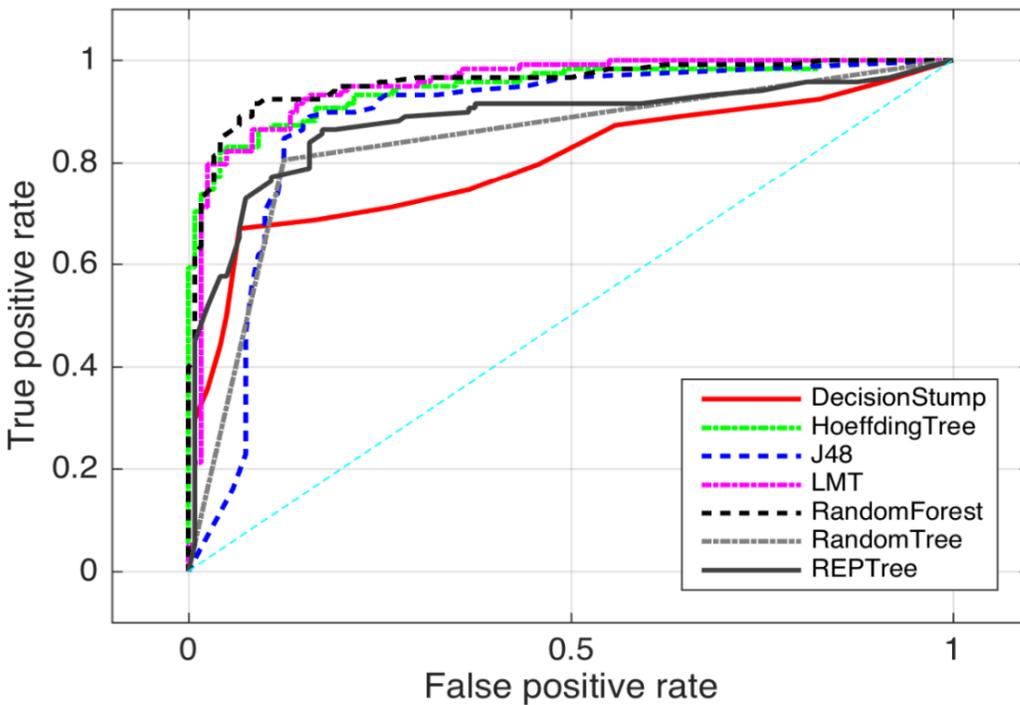


Figura 5. 6 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría “Trees” de WEKA con imágenes normales.

En cuanto a las imágenes termográficas, los resultados se muestran en la tabla 5.2.

Tabla 5. 2 Resultados de los clasificadores utilizando imágenes termográficas con las variables edad, peso, estatura, fuerza.

#	Clasificador	Sensibilidad	Especificidad	ROC	Exactitud
1	SMO	0.952	0.865	0.903	90.3361
2	VotedPerceptron	0.893	0.857	0.893	87.3950
3	RandomSubSpace	0.879	0.869	0.928	87.3950
4	SGD	0.892	0.850	0.869	86.9748
5	MultiClassClassifierUpdateable	0.892	0.850	0.869	86.9748
6	RandomForest	0.899	0.845	0.933	86.9748
7	AdaBoostM1	0.858	0.873	0.937	86.5546
8	IterativeClassifierOptimizer	0.846	0.848	0.930	86.1345
9	MultilayerPerceptron	0.862	0.852	0.931	85.7143
10	SimpleLogistic	0.856	0.858	0.940	85.7143
11	LogitBoost	0.850	0.864	0.930	85.7143
12	LMT	0.856	0.858	0.940	85.7143
13	REPTree	0.862	0.852	0.899	85.7143
14	BayesNet	0.861	0.846	0.931	85.2941
15	Bagging	0.861	0.846	0.927	85.2941
16	HoeffdingTree	0.861	0.846	0.931	85.2941
17	NaiveBayes	0.860	0.839	0.930	84.8739
18	NaiveBayesMultinomial	0.853	0.844	0.921	84.8739
19	NaiveBayesMultinomialUpdateable	0.853	0.844	0.921	84.8739
20	NaiveBayesUpdateable	0.860	0.839	0.930	84.8739
21	AttributeSelectedClassifier	0.852	0.837	0.895	84.4538
22	RandomCommittee	0.826	0.846	0.924	83.6134
23	FilteredClassifier	0.825	0.839	0.903	83.1933
24	Jrip	0.836	0.828	0.852	83.1933
25	PART	0.825	0.839	0.863	83.1933
26	ClassificationViaRegression	0.821	0.818	0.919	81.9328
27	J48	0.810	0.829	0.803	81.9328
28	Logistic	0.798	0.833	0.914	81.5126
29	MultiClassClassifier	0.798	0.833	0.914	81.5126
30	DecisionStump	0.908	0.742	0.799	80.2521
31	OneR	0.813	0.786	0.798	79.8319
32	RandomTree	0.792	0.805	0.798	79.8319
33	Kstar	0.790	0.798	0.855	79.4118
34	LWL	0.871	0.745	0.862	79.4118
35	DecisionTable	0.793	0.787	0.887	78.9916

#	Clasificador	Sensibilidad	Especificidad	ROC	Exactitud
36	IBK	0.767	0.780	0.775	77.3109
37	RandomizableFilteredClassifier	0.752	0.736	0.726	74.3697
38	NaiveBayesMultinomialText	0.000	0.504	0.493	50.4202
39	SGDText	0.000	0.504	0.500	50.4202
40	CVParameterSelection	0.000	0.504	0.493	50.4202
41	MultiScheme	0.000	0.504	0.493	50.4202
42	Stacking	0.000	0.504	0.493	50.4202
43	Vote	0.000	0.504	0.493	50.4202
44	ZeroR	0.000	0.504	0.493	50.4202
45	InputMappedClassifier				

En la tabla 5.2 se destacan los siguientes algoritmos:

- SMO
- VotedPerceptron
- RandomSubSpace
- SGD
- MultiClassClassifierUpdateable
- RandomForest

También se destaca que los algoritmos SimpleLogistic y LMT tienen la mejor curva ROC, con un 0.940, a pesar de que su exactitud es tan sólo del 85.7143%. A continuación, en las figuras 5.7, 5.8, 5.9, 5.10, 5.11 y 5.12 se pueden apreciar las curvas ROC de todos los algoritmos clasificados por categorías.

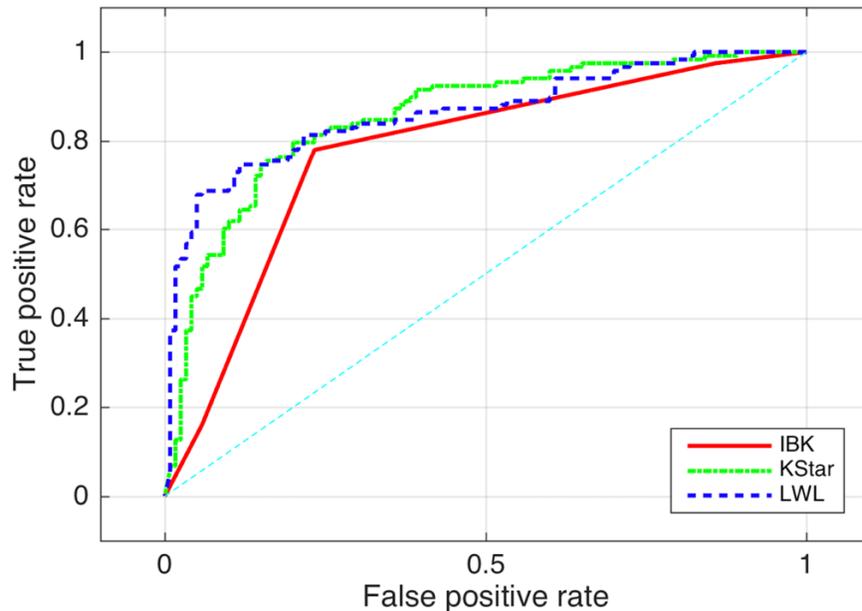


Figura 5.7 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Lazy" de WEKA con imágenes Termográficas.

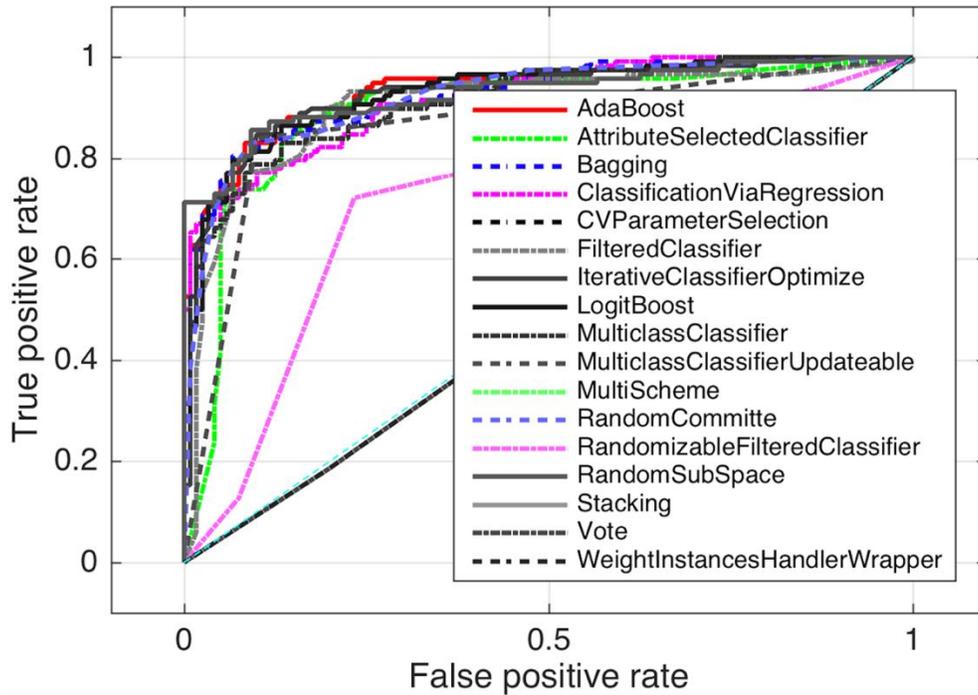


Figura 5. 8 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Meta" de WEKA con imágenes Termográficas.

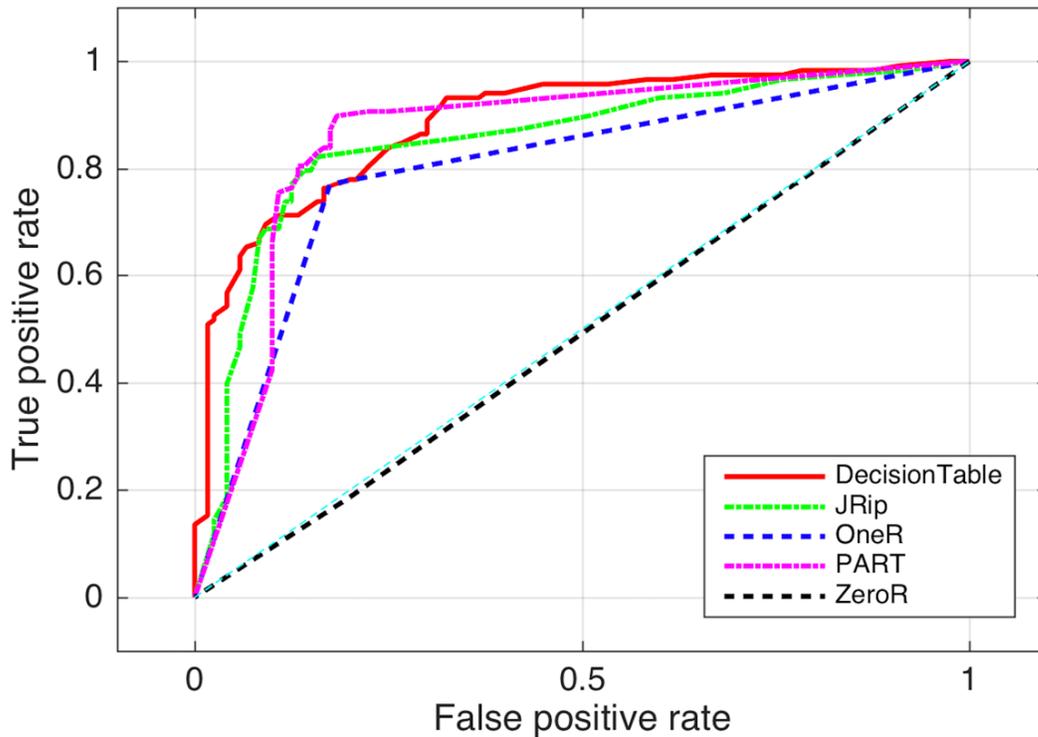


Figura 5. 9 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Rules" de WEKA con imágenes Termográficas.

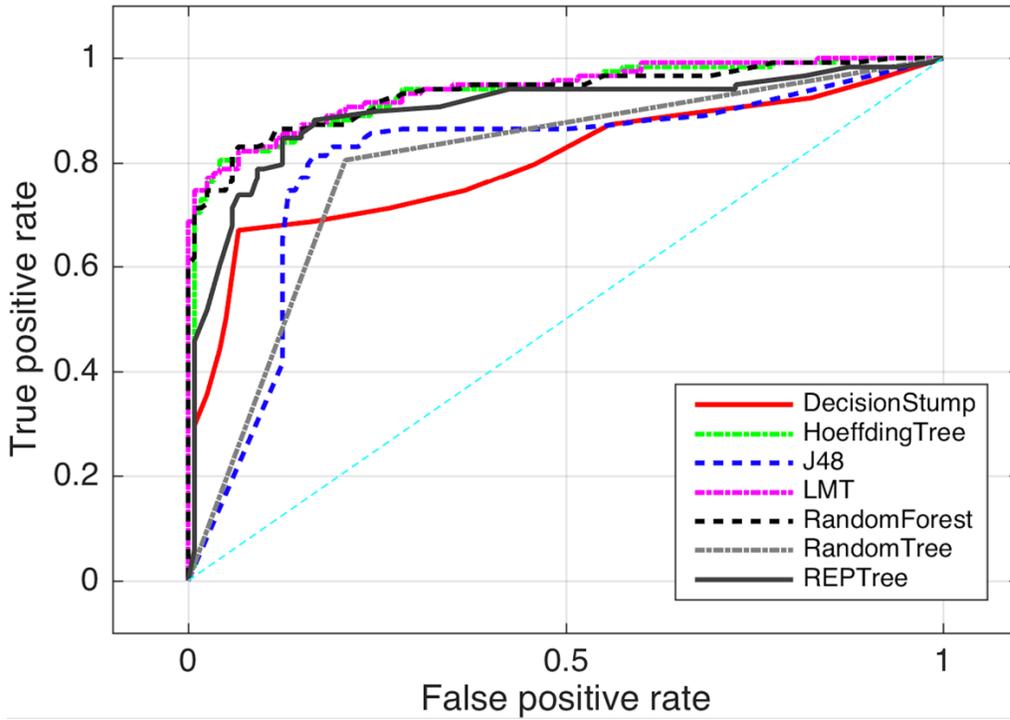


Figura 5. 10 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Trees" de WEKA con imágenes Termográficas.

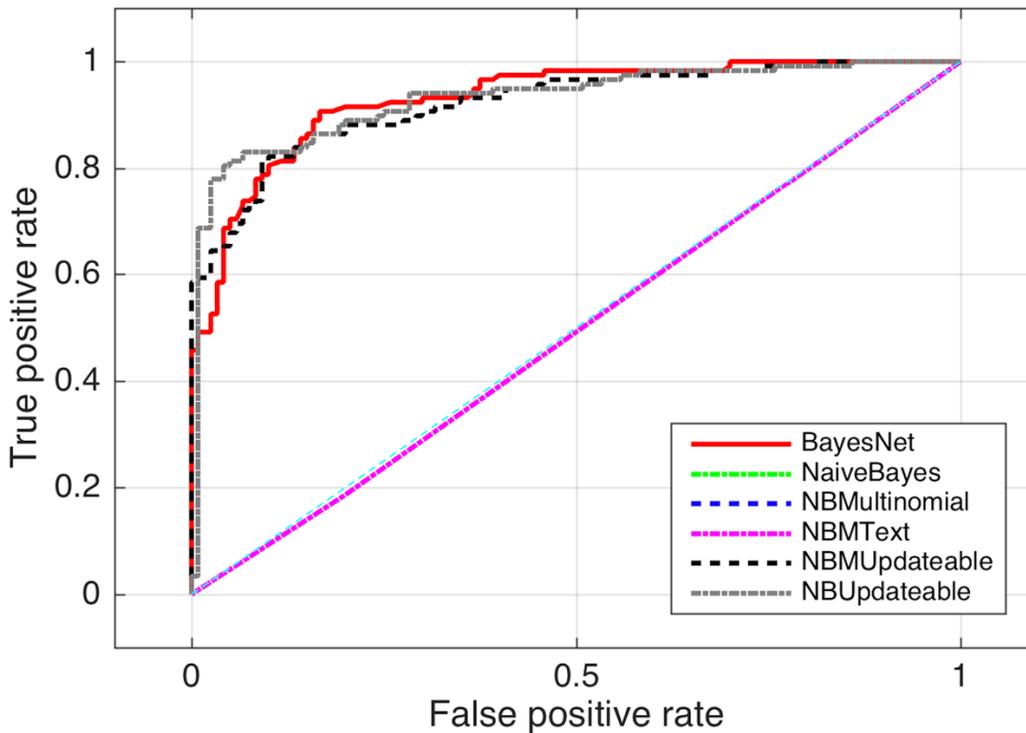


Figura 5. 11 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Bayes" de WEKA con imágenes Termográficas.

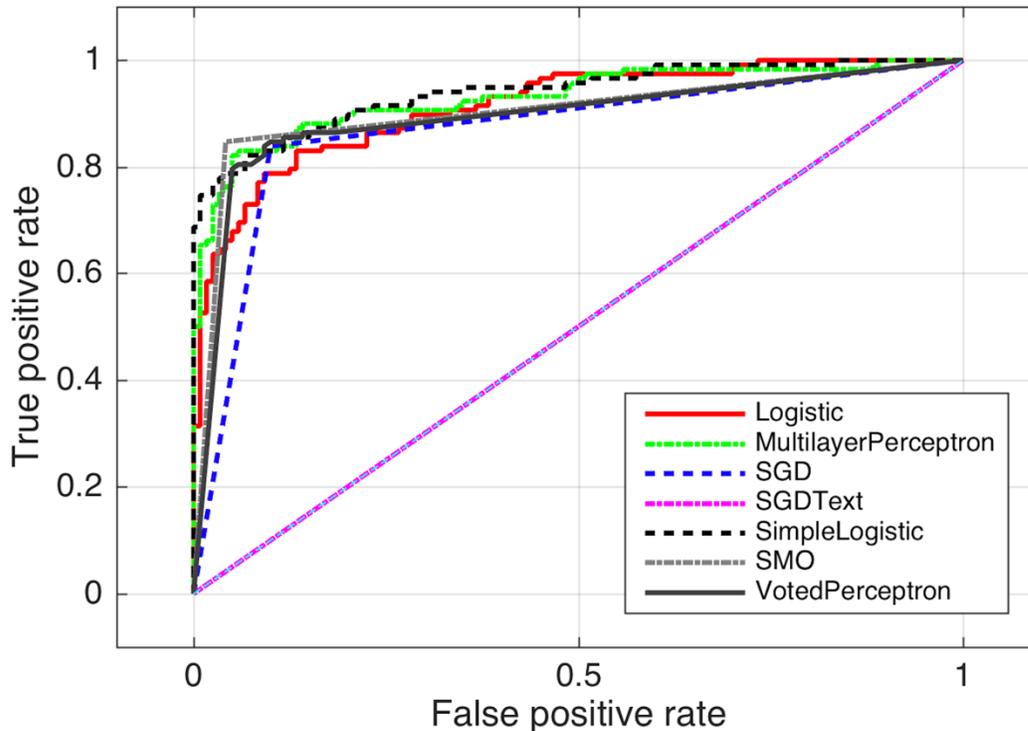


Figura 5. 12 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría “Functions” de WEKA con imágenes Termográficas.

Observando ambas tablas en conjunto, se aprecia que en general los algoritmos con mejores resultados en ambos casos, con más de un 86% de exactitud, son:

- SMO
- RandomForest
- SGD
- MultiClassClassifierUpdateable

Siendo el SMO en ambas tablas el que tiene la mejor exactitud de todos los algoritmos contenidos en WEKA, con un 90.7563% y un 90.3361%.

### 5.1. Herramienta “Selección de atributos” de WEKA

Todo resultado se puede mejorar y, en este caso, una de las opciones que ofrece WEKA para mejorar la exactitud de los resultados es “Selección de atributos”, la cual permite analizar todos los atributos utilizados en el análisis de una base de datos y determinar cuáles son redundantes e irrelevantes. Esto ayuda a reducir el tiempo de evaluación y minimizar el tamaño de las bases de datos, permitiendo que éstas contengan sólo los datos más significativos.

El proceso fue el siguiente: En primer lugar se cargó en WEKA el archivo con el cual se trabajó en los procesos anteriores y posteriormente en el apartado “Select Attributes” se eligió como atributo evaluador (Attribute Evaluator) la opción de WrapperSubsetEval en conjunto con un clasificador de WEKA (se realizó este proceso con los 45 algoritmos), además como método de búsqueda (Search

Method) se seleccionó GreedyStepwise. A continuación, se eligió como modo de selección de atributos la opción “Use full training set”

Este procedimiento se llevó a cabo con todos los algoritmos contenidos en WEKA y los resultados obtenidos se fueron vaciando en una tabla similar a la mostrada en la tabla 5.3, pero en este caso tan sólo se tomó en cuenta el nombre del algoritmo, los atributos elegidos, el clasificador utilizado, ROC y la exactitud. El resultado se muestra en la tabla antes citada.

Tabla 5. 3 Resultados obtenidos con la selección de atributos con imágenes obtenidas mediante la SoftBox.

#	Algoritmo	Atributos	Clasificador	Sensibilidad	Especificidad	ROC	Exactitud
1	ClassificationViaRegression	3,9,10,11,1 3,21,22, Edad, F1	ClasifiatiionViaRegression	0.948	0.927	0.973	93.6975%
2	RandomForest	3,9,10,11,1 3,21,22, Edad, F1	ClasifiatiionViaRegression	0.932	0.926	0.962	92.8571%
3	MultilayerPerceptron	9,13,15,21, 24, F1	MultilayerPerceptron	0.931	0.918	0.957	92.4370%
4	REPTree	3,9,10,11,1 3,21,22, Edad, F1	ClasifiatiionViaRegression	0.902	0.931	0.933	91.5966%
5	Bagging	3,9,10,11,1 3,21,22, Edad, F1	ClasifiatiionViaRegression	0.915	0.909	0.947	91.1765%
6	Kstar	5,21,23, Edad, F1	RandomForest	0.922	0.902	0.961	91.1765%
7	RandomCommittee	3,9,10,11,1 3,21,22, Edad, F1	ClasifiatiionViaRegression	0.908	0.916	0.94	91.1765%
8	JRip	3,9,10,11,1 3,21,22, Edad, F1	ClasifiatiionViaRegression	0.900	0.915	0.924	90.7563%
9	Logistic	9,13,15,21, 24, F1	LMT	0.899	0.908	0.958	90.3361%
10	MultiClassClassifier	9,13,15,21, 24, F1	LMT	0.899	0.908	0.958	90.3361%
11	PART	5,21,23, Edad, F1	RandomForest	0.899	0.908	0.919	90.3361%
12	LogitBoost	3,9,10,11,1 3,21,22, Edad, F1	ClasifiatiionViaRegression	0.892	0.907	0.958	89.9160%
13	RandomSubSpace	3,9,10,11,1 3,21,22, Edad, F1	ClasifiatiionViaRegression	0.905	0.893	0.958	89.9160%
14	SimpleLogistic	9,13,15,21, 24, F1	LMT	0.898	0.900	0.957	89.9160%
15	AdaBoostM1	5,21,23, Edad, F1	RandomForest	0.891	0.899	0.951	89.4958%

#	Algoritmo	Atributos	Clasificador	Sensibilidad	Especificidad	ROC	Exactitud
16	J48	3,9,10,11,1 3,21,22, Edad, F1	ClasifiationVia Regression	0.884	0.906	0.899	89.4958%
17	LMT	3,9,10,11,1 3,21,22, Edad, F1	ClasifiationVia Regression	0.897	0.893	0.945	89.4958%
18	AttributeSelect edClassifier	3,9,10,11,1 3,21,22, Edad, F1	ClasifiationVia Regression	0.904	0.879	0.89	89.0756%
19	IterativeClassifi erOptimizer	3,9,10,11,1 3,21,22, Edad, F1	ClasifiationVia Regression	0.883	0.898	0.954	89.0756%
20	MultiClassClass ifierUpdateable	3,9,10,11,1 3,21,22, Edad, F1	ClasifiationVia Regression	0.883	0.898	0.891	89.0756%
21	RandomTree	5,21,23, Edad, F1	RandomForest	0.904	0.879	0.891	89.0756%
22	SGD	3,9,10,11,1 3,21,22, Edad, F1	ClasifiationVia Regression	0.883	0.898	0.891	89.0756%

Se puede apreciar que mientras se trabajaba con todas las variables la exactitud no sobrepasaba el 90.7563%; sin embargo, en este caso subió a un 93.6975%.

Además, ahora los algoritmos con mejores resultados son los 7 que se listan a continuación con más de un 91% de exactitud:

- ClassificationViaRegression
- RandomForest
- MultilayerPerceptron
- REPTree
- Bagging
- Kstar
- RandomCommittee

Cuya curva ROC se muestra en la figura siguiente:

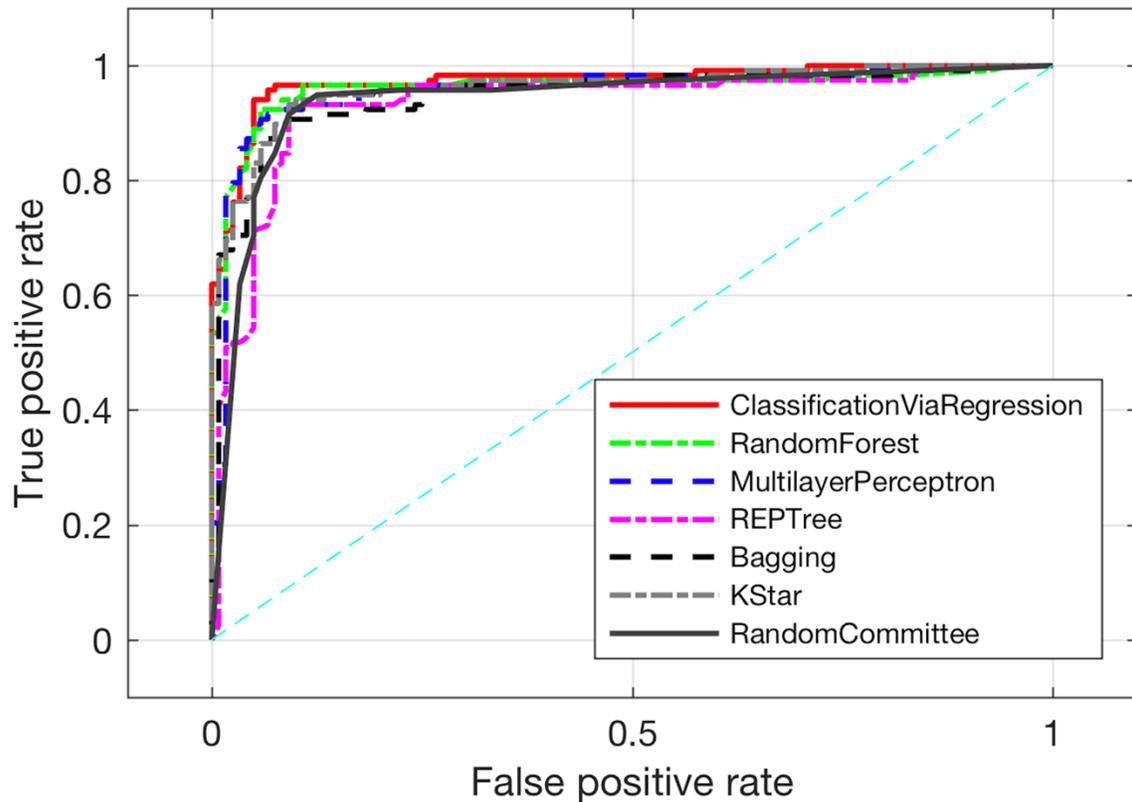


Figura 5. 13 Gráficas de las curvas ROC de los mejores resultados de los clasificadores de WEKA con imágenes obtenidas mediante la SoftBox

Respecto a las imágenes termográficas, los resultados de la clasificación se muestran en la tabla 5.4.

Los mejores algoritmos son:

- ClassificationViaRegression
- AdaBoostM1
- MultilayerPerceptron
- Babbing
- PART

Se mantiene la tendencia de que la exactitud de los algoritmos baja cuando se utilizan las imágenes termográficas, sin embargo, ahora las curvas ROC fueron las que subieron sus valores, acercándose más a 1, lo cual es algo a tomar en cuenta ya que resalta que los resultados son mejores.

Tabla 5. 4 Resultados obtenidos con la selección de atributos con imágenes termográficas

#	Algoritmo	Atributos	Clasificador	Sensibilidad	Especificidad	ROC	Exactitud
1	Classification ViaRegression	21,27,Edad, F1	BayesNet	0.92	0.888	0.936	90.3361%
2	Logistic	4, 17, 20, 26, F1	Logistic	0.920	0.881	0.942	89.9160%

#	Algoritmo	Atributos	Clasificador	Sensibilidad	Especificidad	ROC	Exactitud
3	MultiClassClassifier	4, 17, 20, 26, F1	Logistic	0.92	0.881	0.942	89.9160%
4	LogitBoost	16,20, 21, 27, 31, Edad, F1	LogitBoost	0.878	0.913	0.943	89.4958%
5	PART	1, 2, 8, 21, Edad, F1	REPTree	0.904	0.886	0.902	89.4958%
6	SMO	16,20, 21, 27, 31, Edad, F1	LogitBoost	0.926	0.862	0.89	89.0756%
7	RandomForest	20, 21, 27, Edad, F1	Bagging	0.89	0.892	0.948	89.0756%
8	LMT	4, 17, 20, 26, F1	LMT	0.911	0.873	0.943	89.0756%
9	SimpleLogistic	4, 17, 20, 26, F1	LMT	0.911	0.873	0.943	89.0756%
10	Kstar	15, 21, F1	Kstar	0.904	0.879	0.941	89.0756%
11	AdaBoostM1	21,27,Edad, F1	BayesNet	0.882	0.891	0.939	88.6555%
12	JRip	4, 17, 21, Edad, F1	ClassificationViaRegression	0.896	0.878	0.900	88.6555%
13	AttributeSelectedClassifier	21,27,Edad, F1	BayesNet	0.881	0.883	0.904	88.2353%
14	Bagging	21,27,Edad, F1	BayesNet	0.888	0.877	0.943	88.2353%
15	MultiClassClassifierUpdatable	16, 17, 24, Peso, F1	RandomForest	0.917	0.854	0.882	88.2353%
16	SGD	16, 17, 24, Peso, F1	RandomForest	0.917	0.854	0.882	88.2353%
17	RandomSubSpace	4, 17, 21, Edad, F1	ClassificationViaRegression	0.895	0.871	0.942	88.2353%

En las tablas 5.3 y 5.4 se puede apreciar que los atributos que se repiten constantemente en ambas son edad y estatura, además de algunos atributos de las imágenes que son variables.

A continuación, se listan los primeros 7 algoritmos con mejores resultados:

- ClassificationViaRegression
- Logistic
- MultiClassClassifier
- LogitBoost
- PART
- SMO
- RandomForest

Cuya curva ROC se muestra en la figura siguiente:

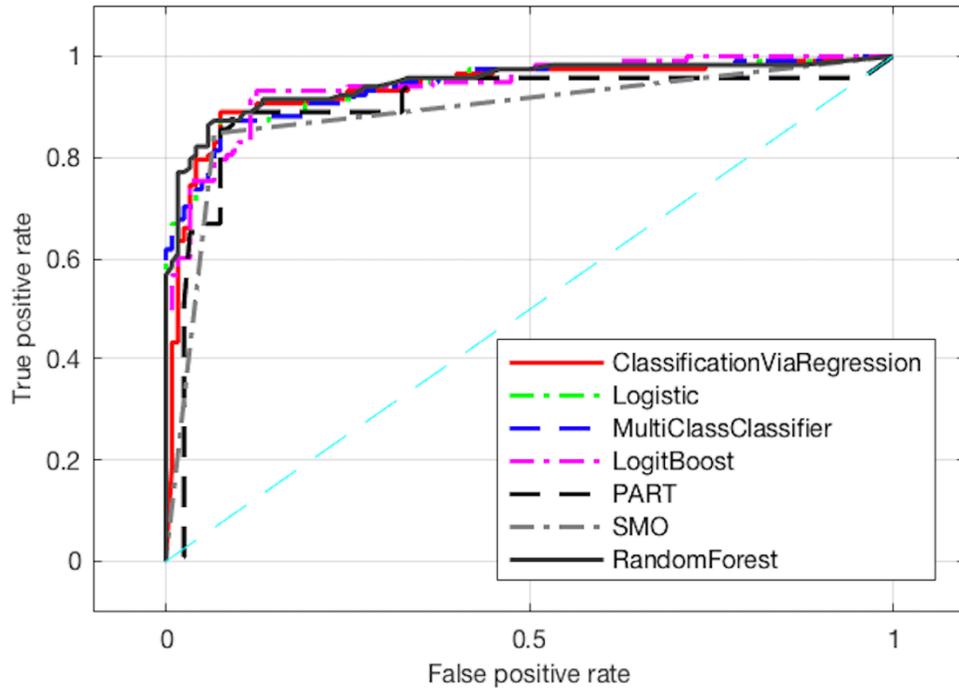


Figura 5. 14 Gráficas de las curvas ROC de los mejores resultados de los clasificadores de WEKA con imágenes Termográficas.

## CONCLUSIONES

La artritis reumatoide es una enfermedad que de no ser detectada a tiempo puede ocasionar severos daños en las personas que la padecen. Actualmente existen métodos confiables de diagnóstico, algunos de ellos caros y poco accesibles para aquellos que padecen o creen padecer esta enfermedad. Entre los métodos utilizados para el diagnóstico están algunos que pueden ser subjetivos y dependen enteramente de la percepción que tiene el paciente de sí mismo respecto a la enfermedad. Entre ellos se cuentan los cuestionarios de evaluación de Actividades de la vida diaria, los cuales si bien tienen interrogantes necesarias para que el médico pueda evaluar los síntomas que padece el enfermo en la semana previa a la consulta; éste, la mayoría de las veces, tiende a exagerar sus síntomas con la idea de que entre más enfermo se muestre mejor o más rápido lo atenderán, también contesta al azar, debido a que no entiende bien el por qué de las preguntas y qué tipo de respuestas debe proporcionar. Esto puede ocasionar que se le recete medicamento que lejos de ayudarlo puede perjudicarles.

Por lo antes expuesto, en el sistema propuesto, que ya fue desarrollado, se decidió utilizar variables de proceso objetivas, obviando de manera total los test tales como el DAS-28 y el HAQ. Es necesario aclarar que no existe un procedimiento estándar que sigan todos los médicos, ya que cada especialista utiliza variables y pruebas diagnósticas diferentes a los demás, aunque suelen coincidir en algunas mediciones; sin embargo, se puede afirmar que de las variables que se utilizaron en el sistema desarrollado, los especialistas no suelen utilizar la variable fuerza de prensión para ayudar en el diagnóstico. Se debe de resaltar que ésta variable demostró, mediante la clasificación de datos con diferentes algoritmos, que su margen de exactitud por sí sola es de un 85% al momento de clasificar los datos entre personas sanas y personas con AR, a diferencia de otras variables, tales como la combinación de las variables peso, estatura y edad, cuya exactitud máxima es del 74%. Esto demuestra que, en esta investigación, la fuerza de prensión fue la variable cuyos datos ayudaron a que la exactitud de la clasificación alcanzara un 90%. De hecho, revisando los datos en bruto, se puede observar que las personas enfermas con AR obtuvieron los valores de fuerza de prensión más bajos respecto a las personas sanas.

Aunque la exactitud obtenida fue bastante alta, para aumentarla se utilizó la herramienta de "Selección de atributos" de WEKA, mediante la cual se realizaron varias combinaciones entre las variables originales y los atributos obtenidos de las imágenes, tanto termográficas como normales. Los resultados generados fueron almacenados y analizados para determinar las combinaciones más exitosas, así como los atributos y/o variables más recurrentes y con mejores resultados, siendo el algoritmo ClassificationViaRegression, de entre todos los analizados, quien con 9 atributos (4(3), 10(9), 11(10), 12(11), 14(13), 22(21), 23(22), 34(Edad), 37(F1)) obtuvo el primer lugar con una exactitud de 93.67%, esto utilizando imágenes normales. Para las imágenes termográficas se realizó el mismo procedimiento y clasificación con todos los algoritmos en WEKA y nuevamente resultó en primer

lugar el algoritmo ClassificationViaRegression, que ahora con 5 atributos (5(4), 18(17), 22(21), 34(Edad), 37(F1)) obtuvo una exactitud de 91.1765%. De esta manera se puede concluir que usar más atributos no siempre es mejor, y que con menos atributos se pueden obtener mejores resultados y una clasificación de datos más rápido y eficiente. También se confirmó que la fuerza de prensión es una variable importante y la base de todos los procedimientos, ya que en todos los resultados obtenidos de todos los algoritmos con sus respectivas combinaciones siempre estuvo presente, a diferencia de otros atributos que resultaron ser prescindibles.

Lo anterior demostró que la instrumentación y las variables utilizadas, sobre todo la variable fuerza de prensión, fueron las adecuadas para extraer datos que ayudarán a la correcta clasificación entre personas sanas y personas con AR.

Tal y como se especificó al inicio de esta investigación, este sistema no pretende sustituir al médico especialista, sino ayudar en las primeras fases de diagnóstico para que la enfermedad sea tratada lo más pronto posible, evitando así que ésta afecte la calidad de vida de las personas que la padecen. Por ello, el sistema fue desarrollado teniendo como uno de sus objetivos principales el poder ser utilizado en centros de salud y hospitales que no cuenten con especialistas y/o instrumentación para realizar el diagnóstico de la enfermedad. Pudiéndolo utilizar el personal médico general de manera fácil e intuitiva sin necesidad de una capacitación compleja. Tampoco es necesario que el personal médico sea especialista en AR, motivo por el cual la toma de datos para las variables es bastante sencilla, ya que las mediciones tales como el peso y la estatura de por sí las toma la enfermera antes del inicio de la consulta. En cuanto a la toma de fotos, la utilización de la SoftBox para tener el entorno controlado de las fotos es bastante sencillo, ya que sólo se tiene que encender la iluminación proporcionada por los leds y colocar el smartphone en la ranura superior de la caja y, dado que la mayoría de las personas ha utilizado o tenido uno, no se necesita capacitación extra para poder utilizar la aplicación de fotos nativa del mismo. En cuanto al vaciado de datos en la base de datos, es similar al procedimiento que sigue el personal médico para llevar el control de los datos de las pacientes. Esto ayudará a que su implementación en los centros de salud y hospitales sea rápida y sencilla en beneficio de las pacientes que requieran un pre-diagnóstico rápido y confiable, para ser canalizados al lugar correspondiente. Otro punto favorable es el costo accesible, ya que no se requiere de una gran inversión para poder implementarlo.

Actualmente el sistema no está empaquetado, por lo cual la captura de datos está segmentada y aparte se debe de realizar la clasificación de datos con los algoritmos de manera nativa en WEKA. Se tiene planeado como trabajo futuro realizar la empaquetación del sistema para automatizar el proceso y que simplemente ingresando los datos en el sistema dé como resultado el diagnóstico de la persona a quien pertenezcan los datos.

Los resultados del presente trabajo fueron presentados a principio de año en el congreso internacional GMEPE/PHACE en la modalidad de “Resumen en extenso”

y a finales de este año en el congreso internacional CICOM2017 como artículo y publicados en las memorias de ambos congresos. En el anexo 3 se agregan los enlaces a dichos documentos.

## REFERENCIAS

- Calvo, F., Vega, E., Cusi, R., Visaga, M., Romero, F., Berrocal, A., & Calvo, A. (1996). Validación de una versión peruana de la dimensión física del Cuestionario de Evaluación de Salud (HAQ). *Revista Peruana de Reumatología*, 2(3), 93-111.
- Cartmell, P. (09 de Julio de 2016). [www.ehowenespanol.com](http://www.ehowenespanol.com/medidor-fuerza-sobre_524286/). Obtenido de [http://www.ehowenespanol.com/medidor-fuerza-sobre\\_524286/](http://www.ehowenespanol.com/medidor-fuerza-sobre_524286/)
- Compston, A. (2010). Aids to the investigation of peripheral nerve injuries. Medical Research Council: Nerve Injuries Research Committee. His Majesty's Stationery Office: 1942; pp. 48 (iii) and 74 figures and 7 diagrams; with aids to the examination of the peripheral nervous system. By Michael O'Brien for the Guarantors of Brain. Saunders Elsevier: 2010. (O. U. Press, Ed.) Elsevier, 133(10), 2838-2844.
- conartritis. (2014). Conartritis. Recuperado el 18 de 11 de 2017, de [www.conartritis.org](http://www.conartritis.org): [http://www.conartritis.org/wp-content/uploads/2014/guia\\_A-Z\\_artritis.pdf](http://www.conartritis.org/wp-content/uploads/2014/guia_A-Z_artritis.pdf)
- Aldabas-Rubira, E. (9 - 16 de Diciembre de 2002). Introducción al reconocimiento de patrones mediante redes neuronales. IX Jornades de Conferències d'Enginyeria Electrònica del Campus de Terrassa.
- A. Ríos, S. (25 de Octubre de 2007). Desarrollan un test rápido para detectar la artritis reumatoidea. *La nación*, pág. 16.
- Adaptación al español y validación del cuestionario de detección epidemiológica para artritis reumatoidea. (1990). *Revista argentina de reumatología*, 33 - 35.
- Advanced Tech Computing Group UTPL. (14 de Abril de 2008). Recuperado el 20 de Junio de 2017, de <https://advancedtech.wordpress.com/>: <https://advancedtech.wordpress.com/2008/04/14/clasificacion-supervisada-y-no-supervisada/>
- Aids to the examination of the peripheral nervous system. (1981). Medical Research Council.(45).
- Arthritis Foundation. (15 de Junio de 2016). Obtenido de <http://espanol.arthritis.org/espanol/la-artritis/tengo-artritis/pruebas-laboratorio/tengo-artritis-pruebas-radiografias/>
- Balsa, A., Villaverde, V., & Martín-Mola, E. (2002). Índices de actividad y mejoría en la artritis reumatoide. *Revista Española de Reumatología*, 1(1), 4-8.
- Balsa, A., Villaverde, V., & Martín-Mola, E. (2011). Índices de actividad y mejoría en la artritis reumatoide. [elsevier.es](http://elsevier.es), 4-6.
- daviddematiasbatalla. (13 de 12 de 2013). Nociones de economía y empresa. Recuperado el 09 de 03 de 2017, de <https://nocionesdeekonomiayempresa.wordpress.com/>: <https://nocionesdeekonomiayempresa.wordpress.com/2013/12/13/el-concepto-de-la-mineria-de-datos-en-la-empresa/>
- Escalante Ramírez, B. (22 de Junio de 2016). Obtenido de Departamento de procesamiento de señales: <http://verona.fi-p.unam.mx/boris/teachingnotes/Introduccion.pdf>

- Estudiando bi. (11 de 02 de 2008). Recuperado el 02 de 03 de 2017, de <http://estudiandobi.blogspot.mx>:  
<http://estudiandobi.blogspot.mx/2008/02/herramienta-de-data-mining-weka.html>
- Fallas, L. C. (16 de Junio de 2011). Minería de datos. Recuperado el 02 de 03 de 2017, de <http://cor-mineriadedatos.blogspot.mx>: <http://cor-mineriadedatos.blogspot.mx/2011/06/weka.html>
- García Jiménez, M., & Álvarez Sierra, A. (2010). Departamento de Ingeniería Telemática. Recuperado el 09 de 03 de 2017, de <http://www.it.uc3m.es>:  
<http://www.it.uc3m.es/jvillena/irc/practicas/06-07/28.pdf>.
- Group, S. (31 de 01 de 2017). Siset group. Recuperado el 09 de 03 de 2017, de <http://siset.com>: <http://siset.com/big-data-poder-informacion/>
- Gómez, A. (20 de 12 de 2010). Nuevos criterios de clasificación de artritis reumatoide. *Reumatología Clínica*, 6(S3).  
<http://espanol.arthritis.org>. (15 de Junio de 2016). Obtenido de <http://espanol.arthritis.org/espanol/disease-center/arthritis-reumatoide/>
- <http://forcegauge.net>. (09 de Julio de 2016). Obtenido de <http://forcegauge.net/lan/es/category/products-es/forcegauge-es>
- J. C. Gonzáles, M. C. (23 - 26 de Septiembre de 2009). Técnicas de clasificación en el entorno de WEKA para la determinación de cultivos de regadío (Cítricos) en Librilla, Murcia (SE ESPAÑA). (S. M. Fornos, Ed.) XIII Congreso de la Asociación Española de Teledetección , 77 - 80.
- M. J. Burgueño, J. L.-B.-B. (1995). Las curvas ROC en la evaluación de las pruebas diagnósticas. *Medicina clínica*, 104(17), 1-9.
- Martínez-Pintor, D. F. (Enero de 2006). Patología Mecánica Articular Artrosis. IV Simposi de la Societat Catalana de Dolor.
- Matich, D. J. (Marzo de 2001). Redes neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones. Obtenido de <ftp://decsai.ugr.es>:  
<ftp://decsai.ugr.es/pub/usuarios/castro/Material-Redes-Neuronales/Libros/matich-redesneuronales.pdf>
- Morales, D., & Salas, J. (28 de Agosto de 2015). Evolución clínica de pacientes con artritis reumatoide con actividad alta y moderada tratados con bDMARDS, medida con DAS28. *Fundación Investigación Médica del Atlántico. Biociencias*, 10(2), 12.
- Morate, D. G. (s.f.). *Soft Computing and Intelligent Information System*. Recuperado el 07 de 03 de 2017, de <http://sci2s.ugr.es>:  
<http://sci2s.ugr.es/sites/default/files/files/Teaching/GraduatesCourses/InteligenciaDeNegocio/weka.pdf>
- Naranjo O., J., Escalona D' A., P., Lagos S., V., & Solis F., F. (Septiembre de 2009). Parámetros de Normalidad en Fuerzas de presión de Mano en Sujetos de Ambos sexos de 7 a 17 años de Edad. *Revista Chilena de pediatría*, 80(5), 436 - 437.
- Narváez García, J. A. (2009). Valoración por imagen de la artritis reumatoide precoz. *Reumatología Clínica*, 111-113.
- Ostergaard, M., Peterfy, C., Conaghan, P., McQueen, F., Bird, P., & Ejbjerg, B. (2003). OMERACT Rheumatoid Arthritis Magnetic Resonance Imaging

- Studies. Core set of MRI acquisitions, joint pathology definitions, and the OMERACT RA-MRI scoring system. *J Rheumatol*, 30:1385-6.
- Sánchez, E. N. (2006). Evaluación de la artritis reumatoide por técnicas de imagen: ecografía. *Reumatología Clínica*(2), 13-17.
- Sánchez, E. N. (2009). ¿Son necesarias las técnicas de imagen para definir la remisión en la artritis reumatoide? (Doyma, Ed.) *Dianlnet*, 5(1), 17-21.
- Sanchez, E. N. (2006). Evaluación de la artritis reumatoide por técnicas de imagen: ecografía. *Reumatología Clínica*(2), 13-17.
- Simonsson, M., Bergman, S., Petersson, I., Svensson, B., & Jacobsson, L. (1999). The prevalence of rheumatoid arthritis in Sweden. *Scand J Rheumatol*, 28:340-3.
- Sucar, L. E. (2006). Redes Bayesianas. En *Aprendizaje Automático: conceptos básicos y avanzados* (págs. 77 -78). Sta. María Tonantzintla, Puebla, México.
- Vinaccia, S., Cadena, J., Juárez, F., Contreras, F., & Anaya, J. M. (2004). Relaciones entre variables sociodemográficas, incapacidad funcional, dolor y desesperanza aprendida en pacientes con diagnóstico de artritis reumatoide. *International Journal of Clinical and Health*, 91-103.
- Voza, L. (09 de Julio de 2016). <http://www.livestrong.com>. Obtenido de [http://www.livestrong.com/es/definicion-fuerza-potencia-sobre\\_8490/](http://www.livestrong.com/es/definicion-fuerza-potencia-sobre_8490/)
- [www.biolaster.com](http://www.biolaster.com). (09 de Julio de 2016). Obtenido de [http://www.biolaster.com/rendimiento\\_deportivo/fuerza\\_muscular](http://www.biolaster.com/rendimiento_deportivo/fuerza_muscular)
- Zenith. (27 de 03 de 2016). Bloggin Zenith. Recuperado el 09 de 03 de 2017, de <http://blogginzenith.zenithmedia.es>: <http://blogginzenith.zenithmedia.es/que-es-y-como-funciona-el-datamining-diccionario/>

## Lista de Tablas

Tabla 5.1. Resultados de los clasificadores utilizando las cinco variables con imágenes normales.....	44
Tabla 5. 2 Resultados de los clasificadores utilizando cinco variables con imágenes termográficas.....	49
Tabla 5. 3 Resultados obtenidos con la selección de atributos con imágenes normales.....	54
Tabla 5. 4 Resultados obtenidos con la selección de atributos con imágenes normales.....	56

## Lista de Figuras

Figura 1. 1 Diferentes tipos de prensión de la mano (Revista chilena de pediatría) .....	11
Figura 1. 2 Medidor de fuerza CAMRY ( <a href="http://es.aliexpress.com">http://es.aliexpress.com</a> ) .....	12
Figura 1. 3 Logo de la plataforma WEKA ( <a href="https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/">https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/</a> ) .....	15
Figura 3. 1 Diagrama de bloques .....	25
Figura 3. 2 Propuesta de SoftBox .....	26
Figura 3. 3 SoftBox .....	27
Figura 3. 4 SoftBox pintada.....	28
Figura 3. 5 Tiras de leds en SoftBox .....	29
Figura 3. 6 Leds encendidos .....	29
Figura 3. 7 SoftBox terminada.....	30
Figura 3. 8 Ranura donde se colocará el smartphone .....	31
Figura 3. 9 Configuración de aplicación "Cámara" para toma de fotos .....	31
Figura 3. 10 Fotografía de la mano de una participante sin el uso de la SoftBox .	32
Figura 3. 11 Fotografía de la mano de una participante con el uso de la SoftBox.	32
Figura 3. 12 Cámara Seek Thermal .....	33
Figura 3. 13 Cámara termográfica y smartphone .....	33
Figura 3. 14 Temperatura Alta/Baja .....	34
Figura 3. 15 Dinamómetro CAMRY .....	35
Figura 3. 16 Configuración dinamómetro (Manual de usuario dinamómetro CAMRY EH101).....	36
Figura 3. 17 Dinamómetro CAMRY .....	36
Figura 3. 18 Posición corporal para el uso del Dinamómetro .....	37
Figura 3. 19 Carta de presentación .....	38
Figura 3. 20 Organización de las imágenes de las pacientes con AR tomadas con la SoftBox .....	40

Figura 4. 1 Documento final en .arff .....	42
Figura 4. 2 Resultados del algoritmo RandomForest con 10-folds .....	43
Figura 5. 1 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores de la categoría "Bayes" de WEKA con imágenes normales.....	46
Figura 5. 2 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores de la categoría "Functions" de WEKA con imágenes normales. ....	46
Figura 5. 3 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Lazy" de WEKA con imágenes normales. ....	47
Figura 5. 4 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Meta" de WEKA con imágenes normales.....	47
Figura 5. 5 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Rules" de WEKA con imágenes normales. ....	48
Figura 5. 6 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Trees" de WEKA con imágenes normales. ....	48
Figura 5. 7 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Lazy" de WEKA con imágenes Termográficas. ....	50
Figura 5. 8 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Meta" de WEKA con imágenes Termográficas.....	51
Figura 5. 9 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Rules" de WEKA con imágenes Termográficas. ....	51
Figura 5. 10 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Trees" de WEKA con imágenes Termográficas.....	52
Figura 5. 11 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Bayes" de WEKA con imágenes Termográficas. ....	52
Figura 5. 12 Gráficas de las curvas ROC de los clasificadores dentro de la categoría "Functions" de WEKA con imágenes Termográficas. ....	53
Figura 5. 13 Gráficas de las curvas ROC de los mejores resultados de los clasificadores de WEKA con imágenes obtenidas mediante la SoftBox .....	56
Figura 5. 14 Gráficas de las curvas ROC de los mejores resultados de los clasificadores de WEKA con imágenes Termográficas. ....	58

# ***ANEXOS***

## ANEXO 1

Tabla 1. Tabla que muestra el formato de la base para ingresar los datos de las participantes

DATOS DE LAS PARTICIPANTES										
No.	Nombre	Apellido Materno	Edad	FUERZA MANOS						Observaciones
				IMC		DERECHA		IZQUIERDA		
				PESO	ESTATURA	REP1	REP2	REP 1	REP2	
1										
2										
3										
4										
5										
6										
7										

## ANEXO 2

Tabla 2. Tabla que muestra los datos adquiridos de todas las participantes

No.	Nombre	Apellido Materno	Edad	IMC		FUERZA MANOS		CLASE
				PESO	ESTATURA	REP1	REP2	
1			40	65	1.45	7.6	18.7	Artritis
2			43	67	1.46	23.7	23.5	Artritis
3			26	54	1.49	22.8	20.4	Artritis
4			61	67	1.51	5	5.2	Artritis
5			19	45	1.41	4.2	5.4	Artritis
6			26	61	1.52	10.4	11.2	Artritis
7			34	70	1.54	16.8	14.2	Artritis
8			30	67	1.55	5.4	5.6	Artritis
9			36	63	1.52	19.1	17.6	Artritis
10			54	80	1.50	7.1	12.4	Artritis
11			41	65	1.48	18.1	14.1	Artritis
12			58			6.9	7.1	Artritis
13			41			11.3	11.4	Artritis
16			57	60	1.5	15.1	14.6	Artritis
17			52	55	1.48	9.1	11.9	Artritis
18			35	60	1.48	30.2	26.8	Artritis
19			39	58	1.49	9.4	10.2	Artritis
20			30	60	1.49	28.1	23.6	Artritis
21			72	71	1.52	15.7	18.5	Artritis
22			33	64	1.44	15.1	14.6	Artritis
23			55	62	1.50	12.6	15.4	Artritis
24			62	58	1.49	7.5	7.4	Artritis
25			36	59	1.50	8.8	8.6	Artritis
26			48	66	1.50	10.8	9.7	Artritis
27			44	59	1.40	8.2	9.9	Artritis
28			58	68	1.42	10.5	9.2	Artritis
29			33	50	1.55	22.2	24.7	Artritis
30			36	55	1.46	10.4	11.6	Artritis
31			39	60	1.46	11.3	9.9	Artritis
32			67	62	1.47	9.4	8	Artritis
33			51	51	1.41	11.8	13.3	Artritis
34			75	62.5	1.54	14.9	15.2	Artritis
35			77	42	1.34	10.2	11.9	Artritis
36			42	60	1.54	22.9	20	Artritis

No.	Nombre	Apellido Materno	Edad	IMC		FUERZA MANOS		CLASE
				PESO	ESTATURA	REP1	REP2	
37			62	75	1.62	19.1	27.2	Artritis
38			47	49.5	1.45	6.4	4.1	Artritis
39			53	55	1.45	11.7	12.3	Artritis
40			59	60	1.49	7.7	8.3	Artritis
41			64	70	1.50	8.8	9.2	Artritis
42			30	71	1.55	6.9	7.8	Artritis
43			51	60	1.48	5	5.8	Artritis
44			21	56	1.44	7.5	8.8	Artritis
45			55	42	1.43	6	5.4	Artritis
46			42	77	1.47	16.3	15.3	Artritis
47			77	67	1.58	15.1	15	Artritis
48			43	71.5	1.54	12.2	14.3	Artritis
49			30	45	1.49	3.0	3.5	Artritis
50			36	60	1.57	22.9	19.1	Artritis
51			32	74	1.56	13.7	13	Artritis
52			39	64	1.56	21.1	22.1	Artritis
53			66	75	1.51	16.5	19.3	Artritis
54			32	46	1.50	9.4	8.7	Artritis
55			49	75	1.44	11.3	11.1	Artritis
56			42	41	1.42	7.9	8.9	Artritis
57			37	46	1.51	4.2	5	Artritis
58			17	47	1.54	15.3	15.9	Artritis
59			45	54	1.51	16.9	16.8	Artritis
60			42	61	1.52	10.9	13.2	Artritis
61			43	62	1.43	12.2	13	Artritis
62			54	45	1.49	17.3	17.8	Artritis
63			32	70	1.46	6.6	10.8	Artritis
64			42	83	1.50	23	20.9	Artritis
65			67	65	1.49	22.2	21.6	Artritis
66			59	84	1.56	11.1	11.9	Artritis
67			46	74	1.61	17.1	17.8	Artritis
68			66	66	1.48	5.8	6.8	Artritis
69			24	59	1.53	16.7	14	Artritis
70			31	58.5	1.56	12	14.5	Artritis
71			63	55	1.48	2.9	2.7	Artritis
72			50	66.5	1.50	7.4	8.9	Artritis
73			24	73	1.42	13.2	13	Artritis
74			57	75	1.44	16.8	17.6	Artritis

No.	Nombre	Apellido Materno	Edad	IMC		FUERZA MANOS		CLASE
				PESO	ESTATURA	REP1	REP2	
75			46	73	1.49	19.5	20.9	Artritis
76			61	45	1.36	10.3	14.7	Artritis
77			58	84	1.54	13.1	11.4	Artritis
78			33	60	1.62	23.7	24.3	Artritis
79			52	60	1.51	18.3	21.8	Artritis
80			52	53.5	1.46	10.5	11.1	Artritis
81			35	80	1.56	20.4	19.8	Artritis
82			54	64	1.45	7.8	8.2	Artritis
83			35	50	1.44	23.4	22	Artritis
84			48	45	1.48	19.6	19	Artritis
85			71	68	1.55	4.5	4.5	Artritis
86			39	72	1.51	9.4	10.6	Artritis
87			53	77	1.49	6.4	6.6	Artritis
88			49	66	1.55	18.5	21	Artritis
89			56	62	1.48	7.6	9	Artritis
90			52	52	1.49	10.1	10.4	Artritis
91			66	53	1.49	6	6.1	Artritis
92			34	57	1.49	24.6	26.2	Artritis
93			53	55	1.51	11.2	9.7	Artritis
94			40	71	1.52	19.5	19.7	Artritis
95			59	70	1.50	18	17.6	Artritis
96			61	64	1.56	9.3	9.9	Artritis
97			26	59	1.53	11.9	12.4	Artritis
98			47	75	1.51	18.5	20.6	Artritis
99			43	52	1.52	10.5	10	Artritis
100			61	56	1.50	13.4	14.1	Artritis
101			22	53	1.46	4.9	4.6	Artritis
102			29	58	1.50	4.2	4.5	Artritis
103			48	65	1.52	17.2	16.7	Artritis
104			49	84	1.56	4.6	5	Artritis
105			52	64	1.55	10.5	13.2	Artritis
106			56	66.5	1.53	8.2	8	Artritis
107			34	57	1.61	19.2	18.9	Artritis
108			53	66	1.58	17	18.3	Artritis
109			39	54	1.58	12.7	12.7	Artritis
110			38	50	1.51	5.6	5.3	Artritis
111			34	66	1.46	17.5	17.9	Artritis
112			25	68	1.57	23.5	22.1	Artritis

No.	Nombre	Apellido Materno	Edad	IMC		FUERZA MANOS		CLASE
				PESO	ESTATURA	REP1	REP2	
113			26	74	1.57	14.8	17.1	Artritis
114			78	60	1.38	8.5	7.1	Artritis
115			47	54	1.43	11.2	11.2	Artritis
116			20	50	1.44	7.7	7.7	Artritis
117			59	54	1.42	24	23.2	Artritis
118			49	49.5	1.40	10.2	10.1	Artritis
119			58	43	1.50	5	8.2	Artritis
120			43	58	1.49	14.8	16.5	Artritis
121			33	68	1.46	9.8	10.5	Artritis
122			23	54	1.64	20.8	20	Artritis
123			20	45.2	1.50	19.5	20	Sanas
124			21	57	1.59	30.8	30.6	Sanas
125			20	69	1.70	24.2	24.9	Sanas
126			20	47.200	1.50	19.1	17.9	Sanas
127			20	56	1.60	24.6	28.3	Sanas
128			20	47.500	1.68	22.1	20.2	Sanas
129			20	74	1.55	20.5	24.3	Sanas
130			20	50	1.59	25.1	24.6	Sanas
131			20	43	1.60	33.5	31.9	Sanas
132			20	43.500	1.40	27.5	23.6	Sanas
133			20	44	1.55	15.6	15.5	Sanas
134			22	48.300	1.40	20.7	23.2	Sanas
135			20	76	1.50	23.8	23.4	Sanas
136			48	63	1.50	15.5	15.1	Sanas
137			59	62	1.57	26.4	24.7	Sanas
138			19	19	1.62	24	25.3	Sanas
139			50	64	1.52	20.2	18.6	Sanas
140			30	52	1.48	24.3	24.5	Sanas
141			51	70	1.45	21.8	19.5	Sanas
142			51	48.500	1.52	19.6	19.7	Sanas
143			30	80	1.50	17.1	15.7	Sanas
144			52	50	1.49	19.4	19.7	Sanas
145			59	58	1.60	19.1	16	Sanas
146			26	62	1.58	28.3	27.6	Sanas
147			33	64	1.57	21.7	24.1	Sanas
148			50	64	1.52	20.2	18.6	Sanas
149			52	66	1.67	27.8	28.6	Sanas
150			37	53	1.52	23.4	21.8	Sanas

No.	Nombre	Apellido Materno	Edad	IMC		FUERZA MANOS		CLASE
				PESO	ESTATURA	REP1	REP2	
151			41	71	1.66	26.2	27.2	Sanas
152			35	61	1.54	27.2	30.4	Sanas
153			45	60	1.60	30.3	31.4	Sanas
154			42	90	1.70	28	28.7	Sanas
155			32	85	1.58	23.4	20.2	Sanas
156			35	56	1.62	24.8	23.6	Sanas
157			46	64	1.52	15.7	18.6	Sanas
158			27	52	1.52	8.9	12.2	Sanas
159			29	52	1.48	28.1	29.3	Sanas
160			35	80	1.63	25.1	24.8	Sanas
161			53	82	1.57	28.9	28.4	Sanas
162			42	80	1.58	28.8	27.1	Sanas
163			29	60	1.55	24.2	22.1	Sanas
164			28	83	1.64	23.3	24.1	Sanas
165			40	64	1.56	29.2	25.8	Sanas
166			45	67	1.49	32.8	28.6	Sanas
167			50	68	1.51	18.3	21.4	Sanas
168			54	80	1.62	23	26.8	Sanas
169			40	59	1.57	26.4	22.2	Sanas
170			59	68	1.60	25	24.5	Sanas
171			41	61	1.61	29.4	28.5	Sanas
172			46	60	1.59	29.1	28.4	Sanas
173			58	48	1.60	17.7	20	Sanas
174			33	52	1.57	22.6	23.9	Sanas
175			35	50	1.49	21.3	22.4	Sanas
176			29	68.2	1.65	15.7	16.9	Sanas
177			27	61	1.65	18.1	19.4	Sanas
178			33	66	1.63	25.4	25.4	Sanas
179			28	62	1.62	25.9	25.3	Sanas
180			34	47	1.50	18.5	16.1	Sanas
181			33	62	1.52	22.7	22.4	Sanas
182			31	57	1.56	22.2	19.9	Sanas
183			30	70	1.54	16	16.1	Sanas
184			30	60	1.54	24.5	26.4	Sanas
185			28	64	1.56	26.9	22.4	Sanas
186			28	54	1.57	30.1	32	Sanas
187			25	55	1.98	36.2	35.2	Sanas
188			29	65	1.62	18.3	20.3	Sanas

No.	Nombre	Apellido Materno	Edad	IMC		FUERZA MANOS		CLASE
				PESO	ESTATURA	REP1	REP2	
189			23	53.5	1.58	22.5	24.1	Sanas
190			28	55	1.60	20.4	20.5	Sanas
191			40	55	1.62	25.2	26.5	Sanas
192			40	54	1.54	27.3	27.9	Sanas
193			27	70	1.50	27.4	25.5	Sanas
194			23	75	1.64	21.1	20.3	Sanas
195			23	58	1.58	23.2	18.3	Sanas
196			27	76	1.49	21.7	21.5	Sanas
197			29	55	1.58	29	30	Sanas
198			38	63	1.57	32	31.3	Sanas
199			25	62	1.55	28.2	29.2	Sanas
200			29	66	1.54	31.4	32.5	Sanas
201			33	57	1.55	27	27.5	Sanas
202			26	55	1.49	24.5	26.3	Sanas
203			36	64	1.60	30.5	30.9	Sanas
204			31	60	1.63	33	34	Sanas
205			50	69	1.49	29.4	29.3	Sanas
206			23	72	1.62	27.2	30.4	Sanas
207			25	55	1.55	25	25.3	Sanas
208			34	60	1.55	30	31	Sanas
209			30	62	1.60	27.3	27.8	Sanas
210			68	70	1.50	27.2	25.8	Sanas
211			23	56	1.45	23.1	21.3	Sanas
212			29	59	1.48	19	19	Sanas
213			31	66	1.49	33	34	Sanas
214			36	61	1.52	31.8	30.6	Sanas
215			24	58	1.46	28.8	29.6	Sanas
216			36	68	1.50	29.8	28.6	Sanas
217			27	53	1.47	24.9	23.5	Sanas
218			45	70	1.52	22.2	23.9	Sanas
219			39	65	1.59	20.2	19.9	Sanas
220			69	70	1.48	26	27	Sanas
221			30	61	1.62	30	29.5	Sanas
222			33	69	1.59	29	27.6	Sanas
223			34	59	1.55	29	28.5	Sanas
224			38	61	1.56	30	30	Sanas
225			23	55	1.55	27	29	Sanas
226			39	54	1.53	30.2	31.2	Sanas

No.	Nombre	Apellido Materno	Edad	IMC		FUERZA MANOS		CLASE
				PESO	ESTATURA	REP1	REP2	
227			40	63	1.59	26.5	23.8	Sanas
228			26	62	1.54	27.5	28.5	Sanas
229			30	63.5	1.54	26.5	26	Sanas
230			32	62	1.53	30.5	30.9	Sanas
231			19	68	1.49	26.9	27.2	Sanas
232			27	57	1.63	31	32	Sanas
233			29	68	1.46	28.5	28.3	Sanas
234			19	59	1.61	29.8	29.3	Sanas
235			30	60	1.59	27	26.1	Sanas
236			23	61	1.58	27.1	25.9	Sanas
237			24	62	1.45	27.9	27.4	Sanas
238			33	64	1.50	27.3	27.8	Sanas
239			27	60	1.51	23.9	26.1	Sanas
240			59	66	1.55	29	30.1	Sanas
241			34	61	1.56	27.3	27.8	Sanas
242			21	63.5	1.48	24	25.2	Sanas

## ANEXO 3

Resumen en extenso presentado en el congreso internacional GMEPE/PHACE.

### **Computational system for early diagnostic of Rheumatoid Arthritis, using variables of process and Artificial Intelligence** **Sistema computacional para el apoyo en el diagnóstico temprano de la Artritis Reumatoide utilizando variables de proceso e inteligencia artificial**

D. E. Hernández-Rosales<sup>1</sup>, A. Alarcón-Paredes<sup>1</sup>, I. P. Guzmán-Guzmán<sup>1</sup>, J. E. Navarro-Zarza<sup>2</sup>, G. A. Alonso-Silverio<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Unidad Académica de Ingeniería, Universidad Autónoma de Guerrero, Chilpancingo, Guerrero, México

<sup>2</sup>Departamento de Reumatología, Hospital General “Dr. Raymundo Abarca Alarcón”, Chilpancingo, Guerrero, México

Email: [dannahernandez@uagro.mx](mailto:dannahernandez@uagro.mx), [aaalcon@uagro.mx](mailto:aaalcon@uagro.mx), [paola0883@hotmail.com](mailto:paola0883@hotmail.com), [gsilverio@uagro.mx](mailto:gsilverio@uagro.mx)

Rheumatoid Arthritis (RA) is a disease that mainly affects women in working age. This disease is more visible in the hands due to the number of joints they have. Often, traditional detection methods have a high economic cost, are inaccessible and in some cases subjective. In this paper, a computer system to help in the diagnosis of RA, by means of process variables, is presented. Results show that our system is able to classify between data from people diagnosed with RA, and the healthy ones.

*Keywords* — Hand joints, process variables, rheumatoid arthritis.

La Artritis Reumatoide es una enfermedad padecida principalmente por mujeres en edad productiva y es más visible en las manos debido a la cantidad de articulaciones que éstas tienen. Usualmente los métodos de detección tradicionales suelen ser costosos, poco accesibles y en algunos casos subjetivos. En el presente trabajo se investigan y utilizan variables objetivas de proceso que pueden ayudar en el diagnóstico de esta enfermedad mediante un sistema computacional desarrollado. Los resultados muestran que nuestro sistema es capaz de clasificar correctamente los datos de las personas diagnosticadas con AR y las que se encuentran sanas.

*Palabras clave* — Articulaciones de la mano, variables de proceso, artritis reumatoide.

La Artritis Reumatoide (RA) es una enfermedad inflamatoria crónica caracterizada por la presencia de inflamación de la membrana sinovial que causa destrucción de las estructuras intraarticulares y periarticulares [1].

Según el Instituto Nacional de Estadística y Geografía, en México más de un millón de personas padece AR, de los cuales el 75% son mujeres [2].

Actualmente la AR se diagnostica mediante radiografías de las manos [3] y pruebas de laboratorio [4], suelen tener costos elevados y/o se realizan sólo en hospitales especializados; por ello, no todos los pacientes tienen acceso a estos diagnósticos. También se utilizan Cuestionarios de Actividades de la vida diaria [5], que tienden a obtener respuestas subjetivas, dependiendo de la experiencia del médico que lo aplica y la veracidad de quien lo responde.

Para realizar una evaluación objetiva y accesible se propone un sistema de apoyo en el diagnóstico temprano de AR, utilizando dos variables de proceso asociadas con la funcionalidad de la mano en pacientes que la padecen.

Se analizaron algoritmos con diferentes enfoques: árboles de decisión, clasificadores neuronales y basados en métricas, seleccionándose cuatro: J48, LMT, MultilayerPerceptron y RandomForest. Éstos fueron entrenados con información de 50 personas diagnosticadas con diferentes grados de AR y 50 sanas -ambos grupos tenían rangos de edad similares- a las cuales se tuvo acceso mediante un convenio entre el especialista reumatólogo y nuestra universidad. Se construyó una “Softbox” para capturar imágenes de ambas manos de los participantes, y se utilizó un Dinamómetro para medir su fuerza de presión. Estos datos posteriormente se convirtieron al formato “.arff” nativo de Weka. El algoritmo con mejor rendimiento (MultilayerPrecepton→Sensibility 0.925, Specificity 0.941, ROC 0.976, Accuracy 93.27) identificó correctamente a las mujeres sanas y las diagnosticadas previamente por un especialista. Este sistema accesible y objetivo podrá apoyar en el diagnóstico temprano y seguimiento de la AR a los médicos especialistas.

#### REFERENCES

- [1] Sánchez, E. N. (2006). Evaluación de la artritis reumatoide por técnicas de imagen:ecografía. Reumatologíaclínica.org , 13.
- [2] bypseguro. (22 de Noviembre de 2016). [www.bypseguro.com](http://www.bypseguro.com). Recuperado el 14 de Febrero de 2017, de Bienestar y patrimonio seguro: <http://www.bypseguro.com/blog/cuanto-cuesta-tratamiento-la-artritis-mexico/>
- [3] Arthritis Foundation. (15 de Junio de 2016). Obtenido de <http://espanol.arthritis.org/espanol/la-artritis/tengo-artritis/pruebas-laboratorio/tengo-artritis-pruebas-radiografias/>
- [4] <http://espanol.arthritis.org>. (15 de Junio de 2016). Obtenido de <http://espanol.arthritis.org/espanol/la-artritis/tengo-artritis/pruebas-laboratorio/tengo-artritis-pruebas-analisis-sangre/>
- [5] Vinaccia, S., Cadena, J., Juárez, F., Contreras, F., & Anaya, J. M. (2004). Relaciones entre variables sociodemográficas, incapacidad funcional, dolor y desesperanza aprendida en pacientes con diagnóstico de artritis reumatoide. International Journal of Clinical and Health, 91-103.

[Descargar](#)

## ANEXO 4

Artículo presentado en el congreso internacional CICOM2017.

### Sistema de detección de Artritis Reumatoide utilizando algoritmos en WEKA

Ing. Diana Elizabeth Hernández  
Rosales  
UAGro.  
C.U. Sur, Ingeniería  
AV. Lázaro Cárdenas S/N  
Chilpancingo, Gro., México  
dannahernandez@uagro.mx

Dr. Antonio Alarcón Paredes  
UAGro.  
C.U. Sur, Ingeniería  
AV. Lázaro Cárdenas S/N  
Chilpancingo, Gro., México  
aalarcon@uagro.mx

Dr. Arnulfo Catalán Villegas  
UAGro.  
C.U. Sur, Ingeniería  
AV. Lázaro Cárdenas S/N  
Chilpancingo, Gro., México  
catalanvillegas@gmail.com

Dr. René Edmundo Cuevas  
Valencia  
UAGro.  
C.U. Sur, Ingeniería  
AV. Lázaro Cárdenas S/N  
Chilpancingo, Gro., México  
reneecuevas@hotmail.com

Dr. Gustavo Adolfo Alonso  
Silverio  
UAGro.  
C.U. Sur, Ingeniería  
AV. Lázaro Cárdenas S/N  
Chilpancingo, Gro., México  
gsilverio@uagro.mx

## RESUMEN

La Artritis Reumatoide es una enfermedad crónica degenerativa cuyos síntomas principales se evidencian en las manos debido a la cantidad de articulaciones que éstas tienen y es padecida principalmente por mujeres. Actualmente los métodos de detección tradicionales suelen ser costosos, no muy accesibles y en ocasiones subjetivos, dependiendo en gran medida de la experiencia del médico que la diagnostica. Como una alternativa a la problemática planteada en el presente trabajo se utilizaron variables de proceso objetivas que de acuerdo a la literatura consultada podrían

ayudar en el diagnóstico de la AR, combinándolas con un sistema computacional desarrollado. Éste sistema demostró ser capaz de realizar una clasificación correcta entre los datos de las personas previamente diagnosticadas con AR y las que estaban sanas.

## ABSTRACT

In this paper, we describe the formatting guidelines for 6to. Congreso Internacional de Computación CICOM 2016. Authors are fully responsible for the quality of their articles and they are kindly requested to review the following instructions for their elaboration of papers.

## Términos Generales

Inteligencia artificial, algoritmos supervisados

## Palabras clave

Artritis Reumatoide, variables de proceso, sistema computacional

El permiso para hacer copias digitales o impresas en parte o en la totalidad de este artículo, se otorga sin tener que cubrir una contribución financiera, siempre y cuando sea para uso personal o en el aula, que las copias que se realicen o se distribuyan no sean con fines de lucro o ventaja comercial y que las copias conserven este aviso y los datos de la cita completa en la primera página. Para otro tipo de copias, o volver a publicar el artículo, para almacenarlos en servidores o redistribuirlo en listas de correo, se requiere una autorización previa de los autores y/o una posible cuota financiera.

6to. Congreso Internacional de Computación CICOM 2016, (24 al 29 de octubre del 2016), Ciudad y Puerto de Acapulco, Guerrero, México.

Copyright 2016 Universidad Autónoma de Guerrero

## Keywords

Rheumatoid Arthritis, process variables, computational system.

## INTRODUCCIÓN

La artritis reumatoide (AR) es una enfermedad inflamatoria, crónica, autoinmune y sistémica; su principal órgano blanco es la membrana sinovial; se caracteriza por inflamación poliarticular y simétrica de pequeñas y grandes articulaciones, con posible compromiso sistémico en cualquier momento de su evolución[1].

De acuerdo con el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), en México más de un millón de personas padece AR y tres de cada cuatro personas que la presentan son mujeres. Del 100% de las mujeres que padecen esta enfermedad, 75% está en edad productiva (25 y 55 años) [2]. (JHE, 2015)

Existen dos tipos de variables que se utilizan para la evaluación de la AR: variables de proceso y variables de resultado. Las variables de proceso miden la actividad de la enfermedad en un momento dado y entre las variables propuestas están las siguientes: medida del dolor, valoración de la actividad por el paciente y el médico, número de articulaciones dolorosas y tumefactas, además de la capacidad funcional [3].

Para diagnosticar la AR, usualmente el médico estudia el historial médico del paciente y le realiza un examen físico, mediante el cual buscará ciertas características de la AR [4], tales como:

- Hinchazón, calor y movilidad limitada de las articulaciones
- Nódulos o bultos bajo la piel
- El patrón de las articulaciones afectadas

Existen pruebas de laboratorio que ayudan en el diagnóstico:

- Tasa de Sedimentación de Eritrocitos

- Factor reumatoideo (FR).

Otra prueba recurrente para el diagnóstico de la AR es el Cuestionario de Actividades de la vida diaria: el cual incluye ocho "ítems" que se califican en una escala de 4 puntos, donde 1 es "Sin dificultad" y 4 "No puedo hacerlo"; la calificación final es el promedio de las ocho respuestas. Este cuestionario permite evaluar, además la incapacidad funcional, la presencia y duración de la rigidez matutina en minutos y horas, así como la presencia de dolor mediante una escala visual análoga que se califica desde "Ningún dolor" (0) al "Peor dolor que pueda tener" (10) [5].

Este cuestionario tiende a obtener respuestas subjetivas y su eficacia depende en gran medida de la experiencia del médico que lo aplica, y la veracidad del paciente que lo responde, ya que algunos pacientes tienden a mentir exagerando los síntomas con la idea errónea de que entre peores síntomas presenten mejor será la atención que les brinde el médico, o en su defecto, tienden a minimizar los síntomas con la creencia de que se están sintiendo mejor.

Existen también escalas para valorar la actividad de la AR en pacientes que la padecen. Uno de los más relevantes es el DAS28 (Disease activity score), el cual mide la actividad de la AR. El médico calcula el DAS a partir de varias pruebas con ayuda de un instrumento de cálculo especial. Éstas pruebas incluyen el número de articulaciones inflamadas y dolorosas, una valoración de cómo se siente por su enfermedad y los resultados del último análisis de sangre. Los resultados se combinan para dar una puntuación que indican el nivel de actividad de la AR en ese momento y se puede utilizar para tomar decisiones sobre el tratamiento que recibirá. La simplificación de la escala DAS ha conducido al desarrollo de la escala DAS28, en la que sólo se tienen en cuenta 28 articulaciones [6].

En general, las pruebas de laboratorio no son completamente accesibles a todas las

personas que las requieren, esto debido a diversos factores entre los que se encuentran los siguientes:

- La instrumentación necesaria para aplicarlas no se encuentra en todos los hospitales, usualmente sólo cuentan con ellas en las unidades especializadas, lo que conlleva que sobre todo en las zonas rurales no cuenten con este servicio.
- En cuanto al costo de las pruebas suele ser variado, las pruebas cuyos resultados no son concluyentes suelen tener precios relativamente accesibles (y usualmente se deben de hacer por lo menos dos de ellas para tener un diagnóstico más certero), sin embargo, las pruebas más especializadas, tales como las radiografías, suelen tener costos muy elevados que no todos pueden pagar.

En México, usualmente para que una persona que sospeche que padece AR, pueda ser diagnosticada tiene que acudir a su centro de salud local para que la evalúe el médico general, si este considera en base a su experiencia que el paciente presenta los síntomas típicos de la enfermedad le extiende un pase médico para que acuda al hospital más cercano, en el área de Reumatología Clínica, una vez ahí, el hospital de acuerdo a la agenda de pacientes del médico le asigna una cita en la cual tienen que pasar aproximadamente de cuatro a seis meses hasta que por fin el paciente puede acudir con el médico especialista, una vez en consulta el médico reumatólogo evalúa a la paciente mediante cuestionarios, pruebas y examen físico similares al DAS28, si considera que los síntomas son consecuentes con la enfermedad le manda a realizar estudios de sangre para confirmar que la paciente padece un tipo de AR. Este proceso en general suele durar aproximadamente un año si se realiza en un hospital público, el tiempo es mucho

menor si se realiza en hospitales particulares, aunque el costo es muy elevado.

Es debido a lo antes expuesto que no es sencillo realizar una detección temprana de la AR, ya que además, los que la padecen suelen confundir sus síntomas con malestares pasajeros, o el tiempo que tarda el sistema de salud en darle un diagnóstico definitivo, esto sin contar que si el paciente se encuentra en el centro de salud con un médico inexperto que obvia los síntomas de la AR y diagnóstica cualquier otra enfermedad, ocasionando con ello el avance paulatino de la enfermedad causando un mayor daño en las articulaciones al no ser tratada en tiempo y forma.

Se debe reconocer que es difícil detectar clínicamente en fases tempranas la aparición de AR y diferenciarlas de otras enfermedades autoinmunes, debido a que el daño articular característico de la AR no aparece en fases tempranas, así como algunas pruebas diagnósticas en esta misma etapa salen negativas a pesar de ser positivas, sin embargo, en atención a esto la ACR en colaboración con la EULAR -dos grandes entidades especializadas en el diagnóstico de la artritis- desarrollaron un nuevo enfoque para facilitar la identificación de las personas que se encuentran en el primer estadio de la AR, a fin de evitar que lleguen a presentar los síntomas crónicos típicos de esta enfermedad. Éstos nuevos criterios de clasificación hacen énfasis en la identificación específica de pacientes con una duración relativamente corta de los síntomas que pueden beneficiarse de la implementación temprana de la terapia DMARD o entrada en ensayos clínicos de nuevos agentes prometedores que pueden detener el desarrollo de la enfermedad [7].

Como otra alternativa para tratar de reducir los tiempos y ayudar en el diagnóstico de la enfermedad se determinó desarrollar un sistema accesible, objetivo y funcional utilizando tres variables de proceso

estrechamente asociadas a la funcionalidad de la mano de pacientes con AR y que pueden dar un indicador claro del estado de avance de la enfermedad:

- **Atrofia Ósea:** Se refiere a la disminución del tamaño del músculo esquelético, perdiendo así fuerza muscular por razón de que la fuerza del músculo se relaciona con su masa.
- **Temperatura.** Es una técnica que permite medir temperaturas a distancia y sin necesidad de contacto físico con el objeto a estudiar. Las imágenes térmicas pueden mostrar gráficamente funciones fisiológicas que estén relacionadas con cambios de temperatura, arrojando como beneficio inmediato la detección de lesiones antes de que sean clínicamente evidentes.
- **Fuerza (de prensión):** Es la fuerza aplicada por la mano al tirar o suspender de los objetos. En medicina este tipo de fuerza es utilizado a menudo como un tipo específico de fuerza de la mano, su propósito es diagnosticar enfermedades, para evaluar y comparar tratamientos, con progresión de documento de la fuerza muscular y para proporcionar retroalimentación durante el proceso de rehabilitación como una medida que indica el nivel de función de la mano.

Para complementar los datos obtenidos se utilizaron dos variables de apoyo: peso y estatura.

La validación de datos se realizó utilizando WEKA, la cual es una plataforma de software para aprendizaje automático y minería de datos, diseñado a base de java, que contiene una colección de algoritmos para realizar un análisis de datos [8].

## OBJETIVOS

Desarrollar un sistema computacional que permita clasificar correctamente los datos de personas diagnosticadas con AR y personas sanas, mediante la aplicación de algoritmos con diferentes enfoques contenidos en la plataforma WEKA, utilizando las variables de proceso fuerza de prensión, temperatura y atrofia ósea.

## METODOLOGÍA

En el presente estudio se evaluaron los datos de 120 personas sanas y 120 personas diagnosticadas previamente con AR por un médico reumatólogo mediante el DAS28 y exámenes de sangre. El sistema desarrollado consta de cinco variables las cuales son: temperatura, fuerza, atrofia ósea, peso y altura de las cuales se extraen los valores cuantificables que posteriormente, se modelaron las variables utilizando clasificadores de datos que se encuentran en WEKA. Ver figura 1.

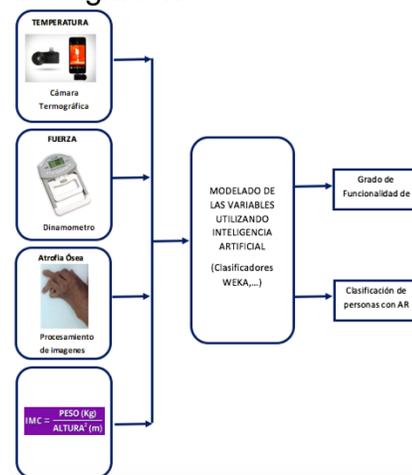


Figura 1. Esquema general del sistema propuesto.

Para determinar el nivel de fuerza (de prensión) tanto de los pacientes diagnosticados con AR como en personas sanas se determinó utilizar el Dinamómetro Camry EH101. Entre las pruebas que realiza está precisamente el de valorar la fuerza muscular.

Su funcionamiento consiste en presionar la mancuerna lo más posible para poder determinar el nivel de fuerza de la persona.

La posición en que debe de ser utilizado se muestra en la Figura 2



Figura 2. Posición corporal para el uso del Dinamómetro

La fuerza se determina en base a test realizados por la empresa entre un grupo nutrido de personas que abarcan diferentes rangos de edades, determinando así si una persona tiene un nivel de fuerza débil, normal o fuerte; esto de acuerdo a si es hombre o mujer [10].\_(GeneralAsde)

Para determinar la Temperatura en la mano derecha de los pacientes se utilizó una cámara termográfica de la marca SeekThermal, la cual se coloca en el conector de datos de un celular que funcione con el OS Android. La cámara funciona con un software que provee la misma empresa para su uso, cuyo nombre es el mismo de la marca. Éste software proporciona el punto de mayor y menor calor en la imagen junto con su propia escala de colores en base a la temperatura.

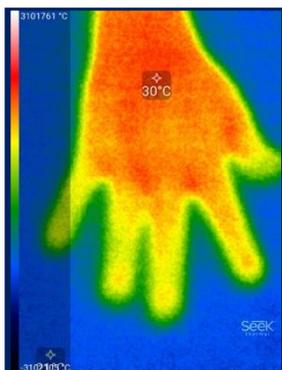


Figura 3. Imágen tomada con la cámara termográfica

Respecto a las imágenes que se utilizaron para determinar las características de las

manos de pacientes con AR y de personas “sanas” y obtener así los datos para la variable Atrofia Ósea se construyó una softbox de manufactura casera para poder tener un entorno controlado: se controló el nivel de luz, posición de la mano, distancia de la cámara respecto a la mano. Nuestro softbox casero consistió en una caja de madera cuyas medidas son: 50cm x 50cm x 50cm. En el interior se le puso una tira de leds cubiertas por papel blanco para difuminar la luz, así como también se le realizaron ranuras laterales y del frente a la caja, las cuales fueron cubiertas por cartulina blanca y manta para que el interior fuera más claro.



Figura 4. SoftBox casera

El Smartphone elegido para realizar la toma de fotos fue un iPhone 5, en el cual se configuró la aplicación cámara –nativa del iPhone– para tomar las imágenes con la opción “Cuadrada”, para que las imágenes tuvieran un tamaño de 2448 x 2448 pixeles y un peso aproximado de 1mb.

Para poder acceder a los pacientes diagnosticados con AR se realizó un convenio de colaboración entre la Facultad de Ingeniería, la Facultad de Ciencias Químico-Biológicas (ambas pertenecientes a la Universidad Autónoma de Guerrero) y el departamento de Reumatología del Hospital General “Raymundo Abarca Alarcón” ubicado en la Ciudad de Chilpancingo, Guerrero. El convenio permitió el poder acceder a los pacientes diagnosticados previamente por el especialista reumatólogo Dr. José Eduardo

Navarro Zarza, quienes asistían a su consulta los días martes y jueves de cada semana.

### TOMA DE MUESTRAS

Los datos de interés que se requirieron de las participantes fueron los siguientes: Nombre de la participante, edad, peso, estatura y nivel de fuerza, así como especificar si estaban sanas o con AR. Los cuales una vez obtenidos se vaciaron en una base de datos creada para tal fin.

El procedimiento para la adquisición de datos fue el siguiente:

- Preguntarles nombre y edad.
- Pesarlas y medir su estatura.
- Tomar las imágenes termográficas colocando su mano sobre una superficie plana.
- Tomar las imágenes utilizando la softbox.
- Preguntar a las participantes cual era su mano predominante, indicarles que adoptaran la posición mostrada en la figura 2 y por último proceder a determinar su nivel de fuerza en la mano especificada.

Los datos obtenidos fueron almacenados en la base de datos antes mencionadas, a cada participante se le asignó un número, el cual debía coincidir con la nomenclatura de las imágenes. El modelado de las variables se realizó con el programa WEKA, motivo por el cual la base de datos fue convertida al formato “.arff” para poder realizar la clasificación y análisis de los datos.

### RESULTADOS

En WEKA, en conjunto con el método de validación Leave one out, y el análisis de datos (información obtenida con las cinco variables ya descritas, utilizando las imágenes obtenidas con la variable atrofia ósea) con 45 algoritmos contenidos en esta plataforma se determinaron los 9 algoritmos

con mejores resultados que se muestran en la tabla 1.

Tabla 3. Resultados de Algoritmos utilizados en WEKA con imágenes normales y las restantes variables de proceso.

#	Classifier	Sensitivity	Specificity	ROC	Accuracy
1	SMO	0.907	0.908	0.908	90.7563
2	RandomForest	0.921	0.895	0.957	90.7563
3	SGD	0.898	0.900	0.899	89.9160
4	MultiClassClassifierUpdateable	0.898	0.900	0.899	89.9160
5	MultilayerPerceptron	0.890	0.892	0.943	89.0756
6	LogitBoost	0.876	0.897	0.958	88.6555
7	SimpleLogistic	0.875	0.89	0.964	88.2353
8	Bagging	0.902	0.865	0.943	88.2353
9	RandomCommittee	0.881	0.883	0.932	88.2353

En cuanto a las imágenes termográficas combinadas con las demás variables, los 9 algoritmos que tuvieron mejores resultados se muestran en la tabla 2.

Tabla 4. Resultados de Algoritmos utilizados en WEKA con imágenes termográficas y las restantes variables de proceso.

#	Classifier	Sensitivity	Specificity	ROC	Accuracy
1	SMO	0.952	0.865	0.903	90.3361
2	VotedPerceptron	0.893	0.857	0.893	87.3950
3	RandomSubSpace	0.879	0.869	0.928	87.3950
4	SGD	0.892	0.850	0.869	86.9748
5	MultiClassClassifierUpdateable	0.892	0.850	0.869	86.9748
6	RandomForest	0.899	0.845	0.933	86.9748
7	AdaBoostM1	0.858	0.873	0.937	86.5546
8	IterativeClassifierOptimizer	0.846	0.848	0.930	86.1345
9	MultilayerPerceptron	0.862	0.852	0.931	85.7143

Analizando ambas tablas se puede apreciar que el algoritmo SMO tiene una mayor exactitud con un 90.7563% en la primera tabla y en la segunda 90.3361%, empatado en la primera tabla con el algoritmo RandomForest, sin embargo, la curva ROC de éste último es superior con un 0.957% y la sensibilidad con un 0.921%. En la segunda tabla se invierten los papeles, ya que es aquí donde el SMO tiene una sensibilidad de 0.952%, la mejor de todos los algoritmos.

En la tabla dos, el algoritmo VotedPerceptron es el segundo con una exactitud del 87.3950, empatado en resultados con el RandomSubSpace, sin embargo, es el primero quien tiene una mayor especificidad con un 0.893%.

Finalmente, los algoritmos pertenecientes al grupo "Function" de WEKA son los que predominan en ambas tablas con algunos de los mejores resultados..

## CONCLUSIONES

En el presente trabajo se clasificaron los datos de las personas diagnosticadas con diferentes grados de AR y de personas sanas, utilizando variables de proceso, las cuales se analizaron utilizando algoritmos contenidos en la plataforma de WEKA. Estas variables al ser objetivas y no depender del estado de ánimo de los pacientes, contribuyeron a que los resultados fueran totalmente objetivos. De los 45 algoritmos utilizados para analizar los datos los que tuvieron una mayor exactitud fueron: SMO (90.7563%), RandomForest (90.7563%), SGD(89.9160)%, VotedPerceptron (87.3950%), RandomSubSpace (87.3950%); siendo el SMO el que con un 90.7563% y 90.3361%, demostró una mayor exactitud, con una AUC de 0.980% y 0.903.

De hecho, los algoritmos agrupados en la sección "Function" fueron los predominantes en ambas tablas con resultados sobresalientes.

Este sistema puede ser aplicado en los centros de salud como apoyo para un primer reconocimiento de la enfermedad, para disminuir tiempo en la cadena de diagnóstico. Ya que es un sistema de detección accesible, objetivo y portátil de fácil implementación, cuyo diagnóstico debe de ser corroborado por el médico especialista.

## REFERENCIAS

[1] Naredo Sánchez, (N.S.E). 2006. Evaluación de la artritis reumatoide por

técnicas de imagen: ecografía. *Reumatología Clínica*. 2(1), pags. 13-17

- [2] Balsa, (A.B), Martín-Mola, (E.M.M). 2002. Índices de actividad y mejoría en la artritis reumatoide. *Revista española de reumatología*. 1(1), pags. 4-8
- [3] (06 15, 2016). ArthritisFoundation. Obtenido de: <http://espanol.arthritis.org/espanol/diseas e-center/arthritis-reumatoide/>
- [4] Vinaccia, (S.V), Cadena, (J.C), Juárez, (F.J), Contreras, (F.C), Anaya, (J.M.A). 2004. Relaciones entre variables sociodemográficas, incapacidad funcional, dolor y desesperanza aprendida en pacientes con diagnóstico de artritis reumatoide. *International Journal of Clinical and Health*. Pags. 91 - 103
- [5] Belmonte Serrano, (M.Á.B.S) (2008). ¿ Es la puntuación DAS28 el método más adecuado para estimar la actividad de la artritis reumatoide? Consideraciones clinimétricas y escenarios de simulación. *Reumatología Clínica*, 4(5), pags.183-190.
- [6] 2010. 2010 Rheumatoid Arthritis Classification Criteria. *Arthritis & Rheumatism*. 62(9), pags. 2569-2581
- [7] Córdoba Fallas, (L.C.F). (Junio 16, 2011). Minería de datos. Obtenido de: <http://cor-mineriadatos.blogspot.mx/2011/06/weka.html>

[Descargar](#)

