



*"Formando líderes para la construcción de un
nuevo país en paz."*

ANÁLISIS DE MUESTRAS DE ORINA BASADO EN VISIÓN ARTIFICIAL Y SISTEMAS ELECTRÓNICOS

Autor

EDWIN ANDRÉS ARANGO ARAQUE

Director

Luis Enrique Mendoza

**INGENIERÍA ELECTRÓNICA
DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA SISTEMAS Y
TELECOMUNICACIONES
FACULTAD DE INGENIERÍAS Y ARQUITECTURA
UNIVERSIDAD DE PAMPLONA
PAMPLONA**

JUNIO DEL 2020



Autor: Edwin Andrés Arango Araque
Director: Luis Enrique Mendoza

**UNIVERSIDAD DE PAMPLONA
FACULTAD DE INGENIERÍAS Y ARQUITECTURA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA,
SISTEMAS Y TELECOMUNICACIONES
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
TRABAJO PRESENTADO PARA OPTAR POR EL TÍTULO DE
INGENIERO ELECTRÓNICO**

TEMA:

**ANÁLISIS DE MUESTRAS DE ORINA BASADO EN VISIÓN ARTIFICIAL Y
SISTEMAS ELECTRÓNICOS**

**FECHA DE INICIO DEL TRABAJO: 20 de febrero 2020
FECHA DE TERMINACIÓN DEL TRABAJO: junio 2020**

NOMBRES Y FIRMAS DE AUTORIZACIÓN PARA LA SUSTENTACIÓN:

EDWIN ANDRÉS ARAQUE ARAQUE
AUTOR

LUIS ENRIQUE MENDOZA
DIRECTOR

JOSÉ DANIEL RAMÍREZ CORZO
DIRECTOR DE PROGRAMA

JURADO CALIFICADOR:

EMILI CATHERINE TRUJILLO
BARAJAS

LUIS ALBERTO MUÑOZ BEDOYA

LUIS ENRIQUE MENDOZA

**PAMPLONA NORTE DE SANTANDER
COLOMBIA
JUNIO DE 2020**



Para ustedes;

Carlos Araque, Sandra Araque, Juan Carlos Arango

Eterna Gratitud



Este trabajo de grado está dedicado a Dios quién me guio y me dio fuerzas para seguir adelante y no desfallecer ante las adversidades.

A mis padres Sandra Araque y Juan Carlos Arango, a ella y el que tanto se han esforzado para verme profesional sin importar las circunstancias, a mi finado abuelo Carlos Araque guerrero de una gran cantidad de batallas de una guerra continua por la justicia y la igualdad social, a el que siempre estuvo en pie de lucha velando por mi bienestar, a mis hermanos que aunque menores han sido buenos consejeros, a mis tíos y tías en especial a mi tía Alexa gran amiga consejera, a mi abuela de crianza Ana Diaz que a pesar de muchas dificultades me estuvo acompañando en un largo tiempo, a mi hijo Carlos Alam Arango por ser el mejor motivo para salir adelante, a Lency Peña gran persona compañera de lucha y madre de mi hijo que se ha encargado de brindar el mejor apoyo pese a cualquier adversidad, a mi abuela paterna Berta Berrio, a ella por sus oraciones constantes para lograr mi triunfo universitario, a mis amigos y compañeros que siempre me brindaron su ayuda, a mis maestros en especial a mi director de tesis Luis Mendoza por confiar en mis capacidades para sacar adelante este proyecto, a ellos y a ellas les dedico mi trabajo de grado.

A mi padre, Juan Carlos Arango Berrio,

A mi hijo: Carlos Alam Arango Peña

A mis hermanos, Yira Arango Araque y Justin Araque

A todos mis tíos y tías, pero muy en especial a tia Alexa.

A mi director, Luis Enrique Mendoza



RESUMEN

Generalmente los análisis de las muestras de orina suelen hacerse de tres formas: según su apariencia física, química y microscópica, estos métodos los realiza un especialista y puede tardar varios minutos, horas e incluso días en diagnosticar patologías en un paciente, tal es el caso de la diabetes, una enfermedad que se puede diagnosticar por medio de métodos invasivos como la extracción de sangre con una aguja o la muestra de orina que puede analizarse por medio de tiras reactivas. Este trabajo muestra solución a la problemática anteriormente expuesta haciendo uso de un novedoso método que consiste en implementar la visión artificial para así poder diagnosticar alteraciones presentes en la orina. Este trabajo muestra resultados de analizar un enfoque en el diagnóstico de la diabetes. El porcentaje de error obtenido está en el $\pm 0.8\%$ esto muestra que el método presentado es una opción para conocer si las personas tienen diabetes o son pacientes sanos.



CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN	10
PROBLEMA	11
JUSTIFICACIÓN	11
DELIMITACIONES	11
OBJETIVO GENERAL	12
OBJETIVOS ESPECÍFICOS	12
ACOTACIONES	12
1. REFERENTES TEÓRICOS	2
1.1 COMPOSICIÓN BÁSICA DE LA ORINA HUMANA	2
1.1.1 OSMOLARIDAD DE LA ORINA	2
1.1.2 CARACTERÍSTICAS FÍSICAS URINARIAS	3
1.1.3 SÓLIDOS EN SUSPENSIÓN TOTALES	3
1.1.4 EXCRECIÓN DEL NITRÓGENO	4
1.1.5 CALCIO EN ORINA	4
1.1.6 OTROS IONES	4
1.1.7 CONCENTRACIONES TOTALES DEL SOLUTO	5
1.2 ¿QUÉ ES ELECTRÓLISIS?	5
1.2.1 EL POTENCIAL DE DESCOMPOSICIÓN SE CALCULA COMO:	8
1.2.2 LA POLARIZACIÓN POR DIFUSIÓN	9
1.2.3 CAMBIO DE CONDICIONES DE TRANSFORMACIÓN	10
1.2.4 LA SOBRE-TENSIÓN DEPENDE DE DISTINTAS MAGNITUDES	10
1.2.5 REGLAS PARA ESCOGER LAS REACCIONES ANÓDICAS Y CATÓDICAS	11
1.3 VISIÓN ARTIFICIAL	11
1.4 ANÁLISIS Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES	12
1.4.1 DEFINICIÓN DE UNA IMAGEN DIGITAL	13
1.4.2 IMÁGENES EN COLOR	15
1.4.3 EL MODELO RGB	16
2. METODOLOGÍA	17
3. RESULTADOS	36
4. CONCLUSIONES	46
5. TRABAJOS FUTUROS	56



2. **6.**.....**REFERENCIAS**
..... 58



INTRODUCCIÓN

En este trabajo se realiza un análisis de muestras de orina basado en visión artificial y sistemas electrónicos, en donde se aplicó corriente a la orina y esto hizo que se alterara su composición física y química, todo esto permitió adquirir las imágenes de muestras de orina de personas con diabetes y personas sanas. Gracias a la adquisición de las imágenes se pudo desarrollar un algoritmo que consta principalmente en procesar las imágenes de las muestras y luego ingresarlas a un sistema de inteligencia artificial que clasifica a qué tipo de orina pertenece la muestra, todo esto con la ayuda de redes neuronales de regresión generalizada que dieron como resultado en su entrenamiento un error muy bajo, es decir, determina si el paciente diagnosticado tiene o no la enfermedad de la diabetes.



PROBLEMA ¿CUÁL ES EL INCONVENIENTE DE UTILIZAR LOS MÉTODOS ACTUALES PARA ANALIZAR LA ORINA?

Generalmente los análisis de las muestras de orina suelen realizarse según el color o la apariencia física del líquido, es decir, si se encuentra clara o turbia, pálida, amarilla oscura o de otro color. De otra forma se lleva a cabo el análisis por medio de la apariencia microscópica para identificar si hay células, bacterias o gérmenes. También se analiza según su apariencia química, este método consiste en rozar una pequeña cantidad de orina en una tira reactiva con el fin de determinar diferentes sustancias presentes en el líquido. El especialista que realiza dichos procedimientos los hace basado en su conocimiento, pero en varias ocasiones no es suficiente determinar un inconveniente en el organismo a simple vista, de hecho, existe una gran cantidad de patologías que pueden o podrían ser detectadas por medio de las muestras de orina, pero lamentablemente quizás no se cuenta con el equipo o tecnología necesaria que pueda llevar a cabo el diagnóstico del problema de salud, dos casos muy repetidos son la diabetes y el del cáncer de próstata que suelen presentar sus primeros síntomas en la orina, pero su método de diagnóstico más utilizado es por medio invasivo. Además, cabe resaltar que al utilizar los métodos anteriormente expuestos un análisis de la muestra de orina puede tardar horas o incluso días en diagnosticar alguna anomalía presente en el organismo.

JUSTIFICACIÓN

Debido al problema de los diferentes procesos para diagnosticar diferentes inconvenientes en la salud se quiere implementar un nuevo método que a futuro y con la ayuda de la investigación se puedan detectar problemas en el organismo humano por medio de la orina, un método que no es invasivo ni incómodo para el paciente a diagnosticar, se trata de un proceso que implementa la visión artificial para analizar el líquido urinario y dar solución al problema del diagnóstico de diferentes enfermedades e infecciones que utilizan algún método invasivo para identificar el inconveniente que en varias ocasiones suele ser doloroso e incluso peligroso.

DELIMITACIONES

El análisis de muestras de orina se hará para el diagnóstico de diabetes.



OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un método para analizar muestras de orina humana basadas en visión artificial y sistemas electrónicos.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Obtener diferentes muestras de orina de personas que presenten y no la enfermedad de la diabetes.
- Diseño de un sistema electrónico que tiene como finalidad realizarle el proceso de la electrólisis a la muestra de orina.
- Realizar un algoritmo para la adquisición y análisis de las imágenes de las muestras de orina alteradas eléctricamente e Identificar patrones relacionados

Validar la funcionalidad del novedoso método detector implementando usando visión artificial.

ACOTACIONES

El análisis de muestras de orina se hará para el diagnóstico de diabetes.



CAPÍTULO 1



1. REFERENTES TEÓRICOS

1.1 COMPOSICIÓN BÁSICA DE LA ORINA HUMANA

La orina es un material de desecho líquido producido hacia adentro y excretado por la carrocería. Secretado por los túbulos renales, acumula en el diafragma urinario y se excreta vía la uretra. Mientras que se compone del 91 a 96 por ciento de agua, contiene muchos otros componentes, macizo y líquido.



Figura 1.1. Chequeo. Tiras del parte médico y del análisis de orina - haber de imagen: Alexander Rath/Shutterstock [1].

La figura 1.1 muestra gráficamente el proceso de un análisis químico de las muestras de orina haciendo uso de una tira reactiva, como se puede ver la tira reactiva sujeta en la mano derecha del especialista tiene varios colores representativos de un exceso o bajo nivel de componentes como la glucosa y la bilirrubina.

1.1.1 OSMOLARIDAD DE LA ORINA

La osmolaridad de la orina es una manera de fijar la concentración de la orina y puede variar entre 50 y 1200 mOsmol/kg. por término medio, el soluto urinario viene al día de cerca de 1000 mOsmol/, con aproximadamente 1,4 litros de orina que es secretada por día. La cantidad y la concentración de orina varía con el nivel de esfuerzo, del ambiente, del



nivel de hidratación, y de la admisión de la sal y de la proteína. La concentración del soluto es más alta en carne-comedores, debido a una gran cantidad de la urea obtenida de la carne, mientras que solutos más inferiores se forman en los vegetarianos que consiguen la mayor parte de su energía de los hidratos de carbono.[1].

1.1.2 CARACTERÍSTICAS FÍSICAS URINARIAS

- El pH de la orina es normalmente alrededor 6,2 con un alcance de 5.5-7.0. Una alta admisión dietética de la proteína y del alcohol lleva el pH creciente, mientras que las verduras y la fruta traen alrededor de un pH más alcalino.
- La gravedad específica de la orina puede colocar a partir del 1,002 a 1,037.
- El contenido calorífico medio de la orina puede ser aproximadamente 100 kcal/día.

Sobre el 99 por ciento de solutos urinarios se componen de solamente 68 sustancias químicas que tengan una concentración de 10 mg/l o más. 42 composiciones están realmente implicadas. Pueden ser clasificadas como sigue:

- Electrolitos tales como sodio, potasio, calcio, magnesio y cloruro
- Sustancias químicas nitrogenadas tales como urea y creatinina
- Vitaminas
- Hormonas
- Ácidos orgánicos tales como ácido úrico
- Otras composiciones orgánicas

1.1.3 SÓLIDOS EN SUSPENSIÓN TOTALES

Los sólidos en suspensión totales en orina constituyen entre 24,8 a 37,1 g/kg. Los macizos urinarios se componen sobre todo de la materia orgánica, macizo en gran parte volátiles. La orina tiene una gran cantidad de nitrógeno, de fósforo, y de potasio. El contenido del nitrógeno en orina es alto, sobre todo en la urea, que compone el más de 50 por ciento de los ácidos orgánicos totales. Esto incluye la urea del metabolismo de proteína, el sodio y el potasio que vienen de la comida. Los macizos secos comprenden así el 14-18 por ciento de nitrógeno, el 13 por ciento de carbono, y el 3,7 por ciento por cada uno del potasio y del fósforo. La



excreción más grande de estas sustancias de la carrocería está a través de orina.

1.1.4 EXCRECIÓN DEL NITRÓGENO

El nitrógeno en orina se excreta sobre todo como urea, con cerca de 11 g por el día que es la excreción media del nitrógeno. Es lo más importante posible afectado por la admisión dietética de la proteína, con una correlación de 0,91 que existe entre la proteína en dieta y los componentes nitrogenados urinarios. El cerca de 80 por ciento de la ingestión dietética del nitrógeno es equilibrado por la excreción urinaria de composiciones nitrogenadas. La concentración urinaria de la urea coloca a partir del 9 a 23 g/l.

La creatinina es otra composición nitrogenada importante en orina, y su nivel depende de la masa de la carrocería y masa del músculo, así como de la edad. Las diferencias de género se pueden correlacionar con éstos. Por término medio, la producción de la creatinina en la carrocería es cerca de 1,6 g/day.

El nitrato es una tercera composición nitrogenada en orina, con concentraciones crecientes si la persona tiene una dieta de alto valor proteico.

Además de causar cambios en concentraciones urinarias del nitrógeno, la proteína en dieta también afecta a los niveles de otros minerales tales como fósforo y potasio. Además, extremadamente - la admisión inferior de la proteína puede afectar a niveles del calcio. [1]

1.1.5 CALCIO EN ORINA

La excreción del calcio es afectada por la admisión de la proteína, como arriba, e influenciada pesado por la excreción del sodio. Una dieta inferior del sodio, por lo tanto, disminuirá la excreción del calcio y vice versa.

Una muestra urinaria normal de un adulto cerco durante 24 horas debe recibir un nivel del calcio del magnesio 100 a 250.

1.1.6 OTROS IONES

Otros grupos iónicos menos comunes en orina incluyen el amonio, los sulfatos de los aminoácidos, y los fosfatos dependiendo de niveles de hormona paratiroides.



1.1.7 CONCENTRACIONES TOTALES DEL SOLUTO

La concentración de los componentes siguientes en orina se puede mirar un s una aproximación cuidadosa:

- Urea: 9,3 g/dL
- Creatinina: 0,670 g/l
- Sodio: 1,17 g/l
- Potasio: 0,750 g/l
- Cloruro: 1,87 g/l

1.2 ¿QUÉ ES ELECTRÓLISIS?

Electrólisis o Electrolisis proceso que separa los elementos de un compuesto por medio de la electricidad. Ciertas sustancias, (ácidos, hidróxidos, sales y algunos óxidos metálicos disueltos o fundidos) son conductores de electricidad al mismo tiempo que se descomponen al paso de la corriente eléctrica, a estas sustancias se les llama electrolitos. A tal fenómeno se le denomina electrólisis y constituye fundamentalmente un proceso de oxidación reducción que se desarrolla "no espontáneamente" es decir, un conjunto de transformaciones que implican un aumento de energía libre del sistema, y por ende, requiere para su realización el concurso de una fuerza externa de energía. [2]

Al igual que en las pilas electroquímicas, una reacción de electrólisis puede ser considerada como el conjunto de dos medias reacciones, una oxidación anódica y una reducción catódica. Cuando conectamos los electrodos con una fuente de energía (generador de corriente directa), el electrodo que se une al borne positivo del generador es el ánodo del electrólisis y el electrodo que se une al borne negativo del generador es el cátodo.

Las reacciones que tienen lugar en los electrodos de la electrólisis están en general determinadas por leyes energéticas, así como en la pila, la reacción en cada electrodo es la que corresponde a una reacción que produzca la máxima disminución de energía libre, en la electrólisis se producirán las reacciones que correspondan a una reacción total que produzca el mínimo aumento de energía libre. En el caso de electrólisis de sales fundidas como el Cloruro de sodio (NaCl), en el cátodo solo puede verificarse una reacción que es la reducción de los iones Sodio (Na) pues el ión Cloro (Cl) solo puede oxidarse, y en el ánodo se produce la oxidación de los iones Cloro (Cl) , pues el Sodio (Na) solo puede reducirse. [2].

Cuando se trata de electrólisis de disoluciones acuosas de diversos electrolitos, las reacciones que tienen lugar en el ánodo deben escogerse de acuerdo con los principios energéticos a que nos hemos referido antes, pues existe más de una oxidación posible en el ánodo más de una reducción posible en el cátodo,



debido a que además de las especies iónicas producidas por los electrolitos están presentes las moléculas de agua y la misma puede oxidarse y reducirse de forma similar a las sales.

Por ejemplo, durante la electrólisis de la solución de Sulfuro de cobre (CuSO_4) (con electrodos de platino liso), tal como se puede ver en la figura 1.2. sobre el cátodo se observa la separación del cobre metálico. En cambio, sobre el ánodo dejan su carga las moléculas de agua y no los iones de Sulfuro (SO_4).

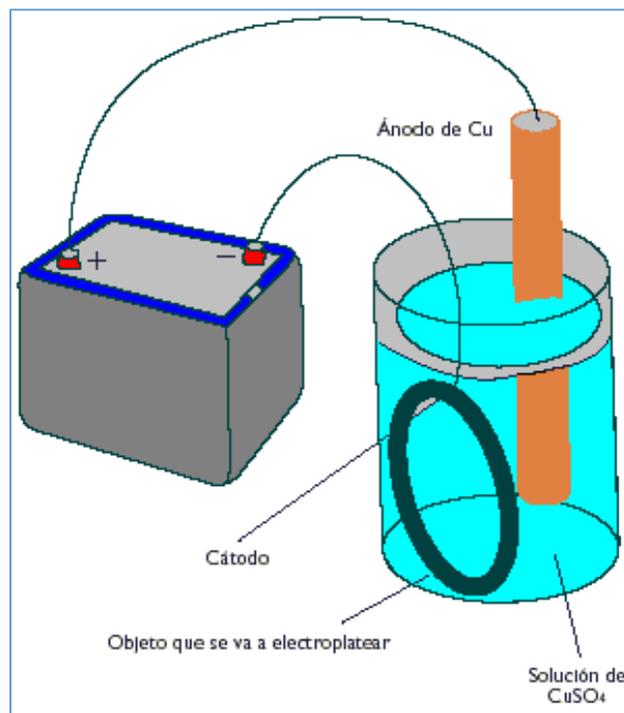


Figura 1.2. Proceso de la electrólisis aplicado a una solución de sulfuro de cobre (CuSO_4) [2].

La electrólisis se produce en un aparato que recibe el nombre de celda eléctrica, la cual está formada por una cuba que contiene el electrolito y en el que están sumergidos los electrodos, generalmente metálicos, y que están conectados a un generador eléctrico. El electrodo conectado al polo positivo es el ánodo y el conectado al polo negativo es el cátodo. Esta celda es un circuito eléctrico cerrado, en el que se tienen, por una parte, los conductores metálicos y por otra parte, los conductores formados por las sales fundidas o por las disoluciones electrolíticas. La corriente consiste en un flujo de electrones en la parte metálica del circuito y un flujo de iones en la parte líquida.

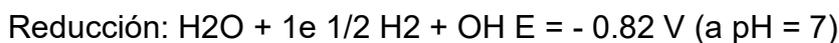
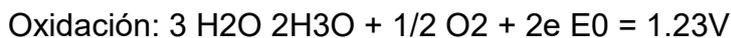
Sobre el cátodo (-): $2\text{Cu}^{2+} + 4\text{e}^- \rightarrow 2\text{Cu}$

Sobre el ánodo (+): $2\text{H}_2\text{O} \rightarrow 2\text{H}_2 + \text{O}_2 + 4\text{e}^-$



Sobre el ánodo en este caso se separa el oxígeno, que se elimina como gas, y en la solución, en las proximidades del ánodo, se acumulan los iones hidrógeno (H), que pueden estar presentes solo con una cantidad equivalente de algunos aniones. Tales aniones son sulfuros (SO₄), que se desplazan durante la electrólisis hacia el ánodo y se acumulan en las proximidades de este junto con los iones hidrógeno (H). Por consiguiente, junto al ánodo, además del oxígeno se forma también el ácido sulfúrico (como iones correspondientes), es decir la solución se acidifica.

En general en el caso de disoluciones acuosas, debe tenerse presente que las moléculas de agua pueden oxidarse o reducirse de acuerdo con las siguientes ecuaciones:



Note que en aquellos casos en que las disoluciones tienen un pH diferente de cero (como esta segunda) los potenciales ya no son llamados E₀, sino que han variado de acuerdo con los valores de (H₃O⁺) y (OH⁻) y deben ajustarse con la conocida ecuación de Nernst.

En las electrólisis pueden tener lugar también otros procesos de oxidación-reducción sin que sobre el electrodo se deposite la fase sólida; así, los iones Hierro (Fe) e yodo (I) se oxidan a Hierro (Fe) e yodo (I₂), mientras que los Hierro (Fe) e yodo (I₂) se reducen sobre el cátodo a Hierro (Fe) e yodo (I), etc.

Si el ánodo no es de platino, sino de cualquier otro metal, también puede participar en los procesos de oxidación-reducción, que tienen lugar durante la electrólisis. Así, se había visto que durante la electrólisis de la solución Sulfuro de Cobre (CuSO₄), utilizando un ánodo de platino, las moléculas de agua se oxidan sobre el mismo a Oxígeno (O₂). Si el ánodo de platino se sustituye por uno de cobre, sobre el mismo, durante la electrólisis, no se oxidarán ya las moléculas de agua, sino el material del propio electrodo, es decir cobre metálico, que pierde electrones más fácilmente todavía que las moléculas de agua. En consecuencia, el ánodo se disolverá con la formación de los iones Cobre (Cu):



Simultáneamente, sobre el cátodo se depositará una cantidad equivalente de cobre. En otras palabras, tendrá lugar una especie de paso de cobre del ánodo al cátodo.

Consideremos como ejemplo la electrólisis de la solución de Sulfuro de cobre (CuSO₄) con electrodos de platino. Al pasar la corriente eléctrica por la solución, en los electrodos se liberan productos de la electrólisis, que estando presentes simultáneamente con los iones que les han dado origen, forman pares de oxidación-reducción. En el ejemplo en el cátodo se forma el par Cu²⁺/Cu y en el ánodo, O₂ + H⁺/H₂O. Tan pronto comienza a fluir la corriente, la liberación de O₂ en el ánodo y la deposición de Cu en el cátodo convierten el aparato en una



celda galvánica: Pt / Cu / Cu²⁺, H⁺ / O₂ / Pt que tiene su propia fuerza electromotriz (FEM). La dirección de esta F.E.M es contraria a la de la F.E.M externa, que se aplica en la electrólisis. El funcionamiento de la celda trata de que la corriente fluya en dirección opuesta a la corriente con la que se intenta realizar la electrólisis de la disolución. Para poder contrarrestar esta " fem de oposición", la FEM aplicada deber ser mayor que la de la celda cuya reacción es opuesta a la reacción de la electrólisis deseada.

La tensión mínima que es necesario aplicar a los electrodos para provocar la electrólisis continua del electrolito dado, se denomina Potencial de Descomposición (Ed). [2].

1.2.1 EL POTENCIAL DE DESCOMPOSICIÓN SE CALCULA COMO:

$$E_d = E_c - E_a \quad (1)$$

donde:

E_a = potencial del par que se verifica en el ánodo.

E_c = potencial del par que se verifica en el cátodo.

Sin embargo, frecuentemente es necesario aumentar la fem hasta un punto considerablemente superior a este valor para poder provocar la reacción con una velocidad apreciable. Este exceso de potencial se llama sobrevoltaje y depende de la naturaleza de los electrodos, de la corriente por unidad de área y de la composición de la solución.

Polarización por concentración y sobrevoltaje o sobretensión.

En un electrodo que se encuentra en estado de equilibrio la descarga de iones y su formación tienen lugar a la misma velocidad al mismo tiempo que la corriente neta que circula es cero. No obstante, si como resultado de la aplicación de una FEM exterior hay un paso real de corriente, el electrodo resultará perturbado de su condición de equilibrio. Esta perturbación del equilibrio asociada con el flujo de corriente se denomina polarización electrolítica y resulta de la lentitud de alguno de los procesos que tienen lugar en los electrodos durante la descarga o formación de un ión. La polarización se clasifica en dependencia del paso que controla la cinética del proceso electroquímico, esta puede clasificarse como polarización por difusión, polarización por transferencia, por reacción química, entre otras. Las más frecuentes son las dos primeras.



Un tipo sencillo de polarización que se debe esencialmente a la lentitud de la difusión de los iones en la disolución que resulta de las variaciones de concentración que tienen lugar en las proximidades de un electrodo durante la electrolisis; ésta se conoce como polarización por difusión. [2]

1.2.2 LA POLARIZACIÓN POR DIFUSIÓN

La polarización por difusión en las proximidades del ánodo donde la concentración de iones aumenta por la oxidación del mismo el potencial práctico debe ser mayor que el potencial teórico. Por otra parte, en las proximidades del cátodo donde ocurre la reducción existe menor concentración de iones y por tanto el potencial práctico en este electrodo es inferior al potencial teórico del mismo. se denota con la letra P.

En la electrólisis estudiada el valor de la polarización para el ánodo se designa como Pa-Cu, y para el cátodo lo denotamos como Pc-Cu (Estos se determinan experimentalmente porque dependen de la densidad de la corriente, de la naturaleza del metal empleado como electrodo, del estado la superficie del electrodo, de la temperatura y de la composición del medio), luego el cálculo de los potenciales reales para cada electrodo quedaría como:

$$E_a = E_0 + P_{a-Cu} \quad \text{Ecuación 1.1}$$

$$E_c = E_0 - P_{c-Cu} \quad \text{Ecuación 1.2}$$

En ocasiones la magnitud del potencial de descomposición E_d encontrada por la fórmula (1.2) resulta menor que la encontrada experimentalmente por otras razones que no son precisamente los fenómenos de polarización por difusión. La causa de ello radica en que al calcular E_d no se ha tenido en cuenta otro tipo de polarización conocida como polarización por activación.

Si durante la electrólisis ocurre un desprendimiento gaseoso como es el caso de la oxidación, y/o reducción del agua: $2H / H_2$, $O_2 + 4H / 2H_2O$, o cualquier otro gas como $Cl_2/2Cl$, etc., se producen condiciones diferentes a las que se crean al determinar sus potenciales normales. En efecto, al determinar los potenciales normales, como electrodo se emplea siempre una placa platinada de platino (es decir recubierta de una capa de negro de platino). Durante la electrolisis el desprendimiento de gas se produce sobre la superficie de una placa (o alambre) de platino lisa (brillante). [2]



1.2.3 CAMBIO DE CONDICIONES DE TRANSFORMACIÓN

Experimentalmente se ha demostrado que este cambio de condiciones de transformación de H en hidrógeno elemental o del agua, en oxígeno elemental y H, conduce a la variación de los potenciales de los pares correspondientes. Por ejemplo, mientras que el potencial normal del par $2H/H_2$ en el platino platinado es igual (por escala de hidrógeno) a cero, a la misma concentración de iones H y a presión del hidrógeno gaseoso sobre el electrodo de platino liso, es igual a -0.07 V. Del mismo modo, el potencial de este par cambia también al emplear electrodos de otros metales, por ejemplo, de cobre, de plomo, mercurio, etc.

Semejante cambio de potencial del par dado, al sustituir el electrodo platinado por algún otro electrodo, se denomina sobre-tensión del elemento correspondiente (hidrógeno, oxígeno, cloro, etc) en el electrodo dado. [2]

1.2.4 LA SOBRE-TENSIÓN DEPENDE DE DISTINTAS MAGNITUDES

La sobre-tensión depende de distintas magnitudes: de a la densidad de la corriente, de la naturaleza del metal empleado como electrodo, del estado la superficie del electrodo y de la temperatura. Por ejemplo, la sobre-tensión del Hidrógeno en el cobre constituye - 0.85 V a una densidad de corriente de 0.1 A/cm, mientras que a 0.01A/cm es igual a -0.58 V.

Si se toma en consideración la existencia de sobre-tensión, calculando el potencial de descomposición, se debe tener en cuenta no solo las magnitudes de los potenciales de oxidación reducción de los pares que se forman en el ánodo (E_a) y en el cátodo (E_c), sino también las sobre-tensiones correspondientes en los electrodos indicados (a y c). La fórmula para calcular el potencial de descomposición toma el aspecto siguiente:

$$E_d = (E_c - c) - (E_a + a) \quad (2)$$



1.2.5 REGLAS PARA ESCOGER LAS REACCIONES ANÓDICAS Y CATÓDICAS

Las reglas que se aplican para escoger las reacciones anódicas y catódicas luego de haber tenido en cuenta los efectos de polarización electroquímica y sobrevoltaje en los ajustes de potencial serán:

- En el ánodo se escoge la oxidación más probable, o sea, la de potencial más elevado.
- En el cátodo se escoge la reducción más probable, o sea la, de potencial de oxidación más bajo. [2]

1.3 VISIÓN ARTIFICIAL

La visión artificial o visión por ordenador es una disciplina científica que incluye métodos para adquirir, procesar, analizar y comprender las imágenes del mundo real con el fin de producir información numérica o simbólica para que puedan ser tratados por un ordenador (ver figura 1.3). Tal y como los humanos usamos nuestros ojos y cerebros para comprender el mundo que nos rodea, la visión artificial trata de producir el mismo efecto para que los ordenadores puedan percibir y comprender una imagen o secuencia de imágenes y actuar según convenga en una determinada situación. Esta comprensión se consigue gracias a distintos campos como la geometría, la estadística, la física y otras disciplinas. La adquisición de los datos se consigue por varios medios como secuencias de imágenes, vistas desde varias cámaras de video o datos multidimensionales desde un escáner médico.

Hay muchas tecnologías que utilizan la visión por ordenador, entre las cuales se encuentran el reconocimiento de objetos, la detección de sucesos, la reconstrucción de una escena (mapping) y la restauración de imágenes. [3]



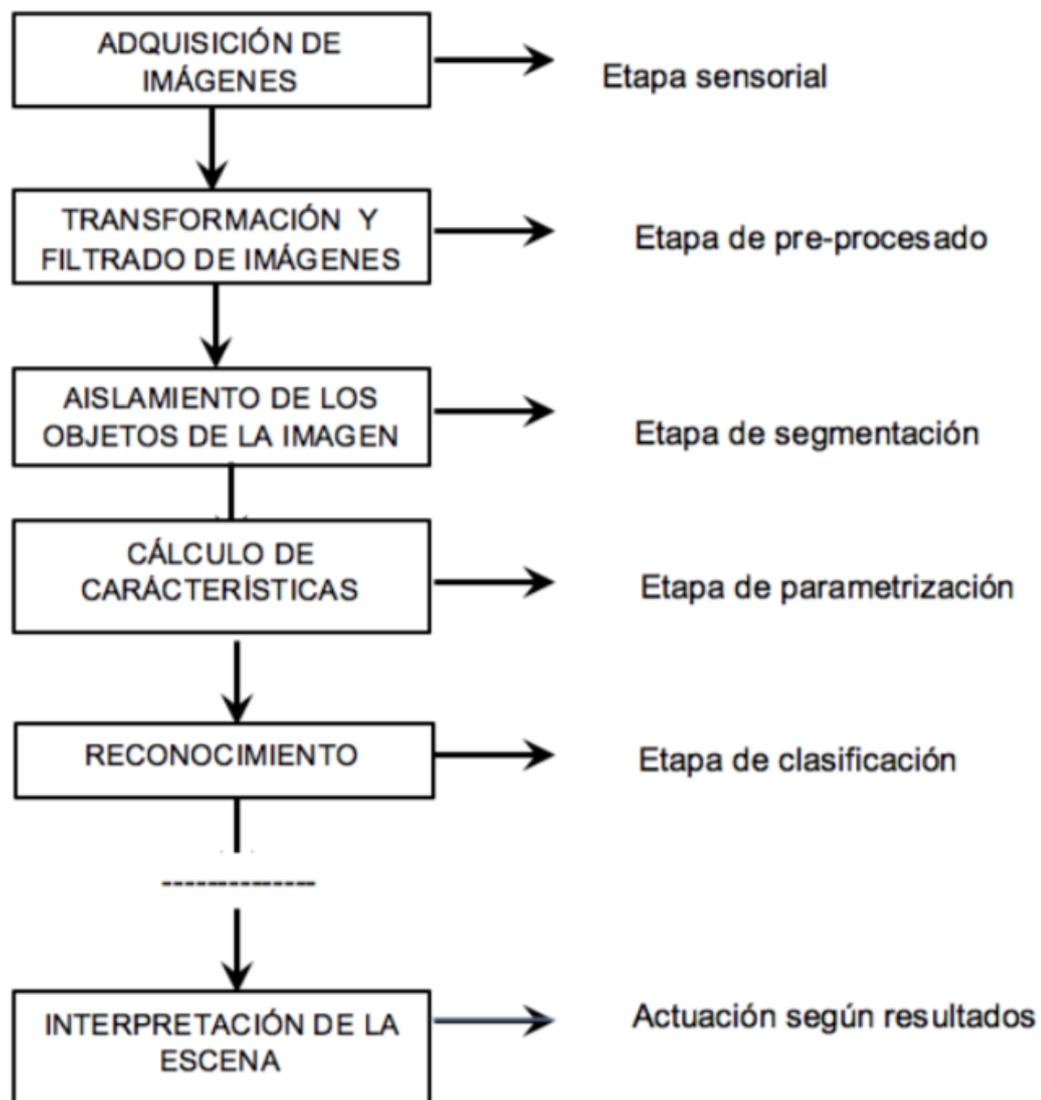


Figura 1.3. Diagrama de flujo representando los pasos básicos de la visión artificial. [4].

1.4 ANÁLISIS Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

En este apartado se verán los conceptos básicos de análisis de imágenes y se introducirán los tipos de procesado más comunes. El Análisis Digital de Imágenes es el área de la ingeniería que se encarga de la extracción de mediciones, datos o información contenida en una imagen. Incluye aquellas técnicas cuyo principal objetivo es facilitar la búsqueda e interpretación de la información contenida en ellas. Un sistema de análisis de imágenes se distingue debido a que tiene como parámetro de entrada una imagen, y cuyo resultado es comúnmente una salida numérica, en lugar de otra imagen. Esta salida es la información referente al contenido de la imagen de entrada. [4]



Sin embargo, para llegar desde la imagen original al conjunto de parámetros e información extraída de la misma, es necesario pasar por distintas etapas de procesamiento y filtrado donde se analiza la imagen y se adecua para cierta aplicación específica. Esto implica que el resultado del procesamiento depende fuertemente del problema que se esté abordando. El procesamiento y análisis de imágenes se ha desarrollado en respuesta a tres de los más grandes problemas concernientes a imágenes:

- La digitalización y codificación de imágenes que facilite la transmisión, representación y
- almacenamiento de las mismas.
- Mejora y restauración de una imagen para interpretar más fácilmente su contenido.
- Descripción y segmentación de imágenes para aplicaciones de visión robótica o visión artificial.

Todos aquellos algoritmos de procesamiento de imágenes destinados a resaltar, agudizar y/o contrastar determinados aspectos de la imagen, y también aquellos que ayudan a eliminar efectos no deseados sobre ellas, como toda clase de ruido (aditivo, sustractivo, multiplicativo, etc.), se denominan técnicas de mejora de la imagen. El conjunto de métodos de procesamiento de imágenes está dividido en tres grandes grupos:

- Algoritmos en el dominio espacial. Se refiere a métodos que procesan una imagen píxel por píxel, o también tomando en cuenta un conjunto de píxeles vecinos.
- Algoritmos en el dominio de la frecuencia. Frecuentemente, estos métodos son aplicados sobre los coeficientes resultantes de la Transformada de Fourier de una imagen.
- Algoritmos de extracción de características. A diferencia de los dos grupos anteriores, los algoritmos de extracción de características están enfocados al análisis de imágenes para la extracción de atributos y regiones de interés, separación de objetos del fondo, detección de bordes o formas, entre otros. [5]

1.4.1 DEFINICIÓN DE UNA IMAGEN DIGITAL

Una imagen se define como una función de dos dimensiones $f(x,y)$ donde x e y son las coordenadas de un plano que contiene todos los puntos de la misma, y $f(x,y)$ es la amplitud en el punto (x,y) a la cual se le llama intensidad o nivel de gris de la imagen en ese punto. En el caso de que tanto las coordenadas x e y como los valores de intensidad de la función f sean discretos y finitos, se habla de una imagen digitales muy utilizado para detectar fatiga muscular y para monitoreo del rendimiento de deportistas. [6]



Una imagen digital está compuesta de un número finito de elementos y cada uno tiene una localidad y un valor particular. A estos elementos se les llama puntos elementales de la imagen o píxeles, siendo este último el término comúnmente utilizado para denotar la unidad mínima de medida de una imagen digital.

En la Figura 1.4 se muestra una representación de una imagen con 256 niveles de intensidad. En ella, cada uno de los píxeles está representado por un número entero que es interpretado como el nivel de intensidad luminosa en la escala de grises. Ampliando la imagen en una zona cualquiera, se pueden apreciar estos valores, que se muestran en forma de matriz en la misma figura, correspondiéndose cada elemento de la matriz N_{ij} con las coordenadas en el plano $x=i, y=j$.



Figura 1.4. Imagen con 256 niveles de intensidad y representación numérica de un fragmento 8x8. [4].

Uno de los parámetros de mayor importancia en una imagen digital es su resolución. La resolución es la cantidad de píxeles que contiene una imagen. Se utiliza también para clasificar casi todos los dispositivos relacionados con las imágenes digitales, ya sean pantallas de ordenador o televisión, impresoras, escáneres, cámaras digitales, etc. La resolución total expresa el número de píxeles que forman una imagen de mapa de bits. La calidad de una imagen depende directamente de su resolución. Es común expresar la resolución de una imagen en dos valores numéricos, donde el primero es la cantidad de columnas de píxeles (cuántos píxeles tiene la imagen de ancho) y el segundo es la cantidad de filas de píxeles (cuántos píxeles tiene la imagen de alto). [7]



1.4.2 IMÁGENES EN COLOR

El fundamento para describir una imagen digital en color es el mismo que el expuesto anteriormente, con la salvedad de que cada elemento o píxel es descrito y codificado de otra forma, según el espacio de color que se esté utilizando. Así, por ejemplo, para un espacio de color RGB (generalmente el más usado para representar imágenes), se representa cada píxel como un color creado a partir de ciertas cantidades de los colores rojo, verde y azul [4]. Esta representación se puede interpretar como una matriz de tres niveles de intensidad, donde cada nivel corresponde a la intensidad de color de las componentes rojo, verde y azul, como se muestra en la Figura 1.5. y 1.6.

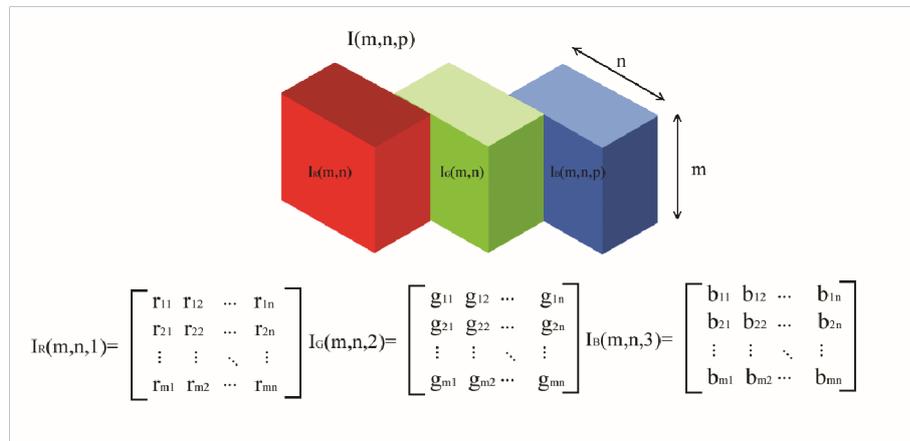


Figura 1.5. Planos de color RGB representados como tres matrices bidimensionales [4].

Trabajar con matrices para describir imágenes es habitual en el campo de la visión por computador. Sin embargo, como se verá más adelante, ésta no es la única forma de representar una imagen en color, y cuando se trata de procesar imágenes en FPGA, se pierde el concepto de matriz para dar lugar al concepto de flujo de datos por bus.

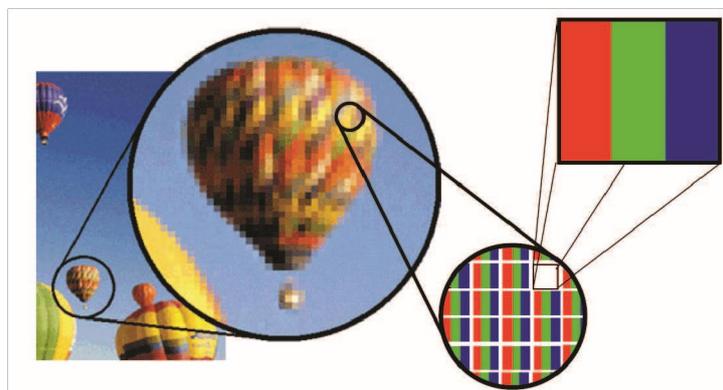


Figura 1.6. Componentes primarias en los píxeles de una imagen en color [4].



En una imagen RGB, cada píxel está compuesto por un valor de intensidad correspondiente a cada componente primaria. El color resultante del píxel vendrá por tanto definido por la "cantidad" de intensidad que tenga cada componente. Así, el color blanco estará compuesto de la máxima intensidad de color para los tres componentes. Por el contrario, el color negro será el resultado de reducir al mínimo la intensidad de los componentes (Figura 1.7.).

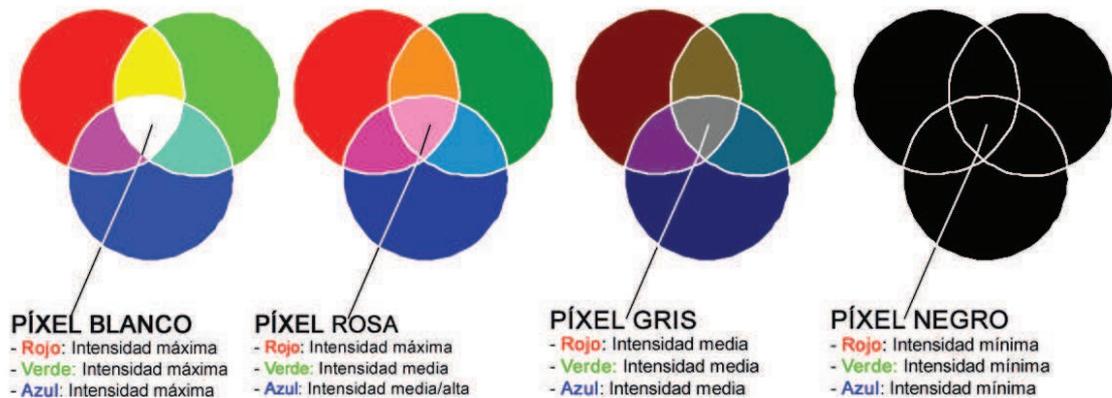


Figura 1.7 Píxel resultante a partir de la intensidad de sus componentes. [4].

1.4.3 EL MODELO RGB

El modelo RGB es uno de los más utilizados por los sistemas informáticos para crear y reproducir los colores en monitores y pantallas. Está basado en la llamada "síntesis aditiva", donde las intensidades de luz relativas al rojo, al verde y al azul son sumadas entre sí para conseguir los distintos colores, incluyendo el negro y el blanco.

La representación gráfica del modelo RGB (Figura 1.8) se realiza mediante un cubo unitario con los ejes R, G y B. El origen (0,0,0) representa el negro y las coordenadas (1,1,1) el blanco. Los vértices del cubo en cada eje R, G y B, de coordenadas (1,0,0), (0,1,0) y (0,0,1) representan los colores primarios rojo, verde y azul. Los restantes tres vértices (1,0,1), (0,1,1) y (1,1,0) al magenta, cian y amarillo respectivamente, colores secundarios y respectivamente complementarios del verde, rojo y azul. La diagonal del cubo representa la gama de grises desde el negro al blanco. En esta diagonal cada punto o color se caracteriza por tener la misma cantidad de cada color primario. [8]

Las imágenes con modelo RGB contienen tres planos de imágenes independientes, uno para cada color primario. Cuando estas tres imágenes son proyectadas a un monitor RGB, la pantalla de fósforo produce una



imagen de color compuesto. El procesamiento de imágenes en color, utilizando el modelo RGB, toma sentido cuando las imágenes se expresan naturalmente en términos de tres planos de color.

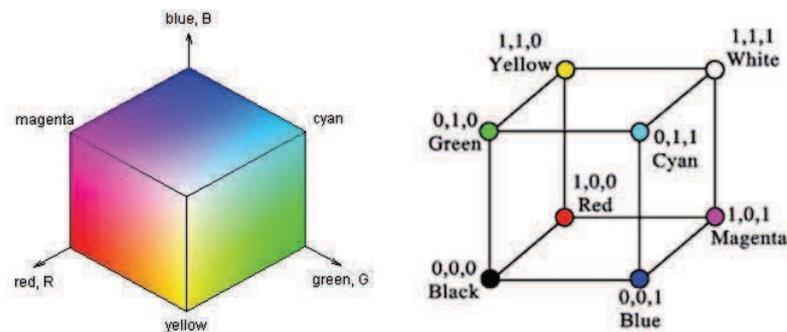


Figura 1.8. Representación gráfica del modelo RGB. [4]

1.4.4 REDES NEURONALES

Las Redes Neuronales son un campo muy importante dentro de la Inteligencia Artificial. Inspirándose en el comportamiento conocido del cerebro humano (principalmente el referido a las neuronas y sus conexiones), trata de crear modelos artificiales que solucionen problemas difíciles de resolver mediante técnicas algorítmicas convencionales. [9]

1.4.5 LA NEURONA BIOLÓGICA

Fue Ramón y Cajal (1888) quién descubrió la estructura celular (neurona) del sistema nervioso (Figura 1.9). Defendió la teoría de que las neuronas se interconectaban entre sí de forma paralela, y no formando un circuito cerrado como el sistema sanguíneo.



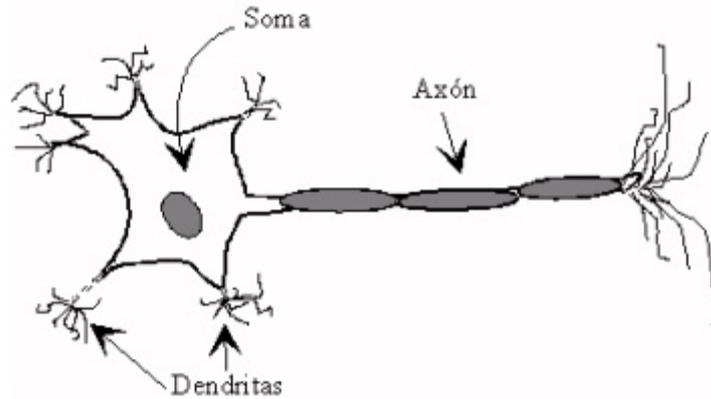


Figura 1.9. Estructura básica de una neurona biológica [9].

Una neurona consta de un cuerpo celular (soma) de entre 10 y 80 μm , del que surge un denso árbol de ramificaciones (dendritas) y una fibra tubular (axón) de entre 100 μm y un metro.

De alguna forma, una neurona es un procesador de información muy simple:

- Canal de entrada: dendritas.
- Procesador: soma.
- Canal de salida: axón

Una neurona cerebral puede recibir unas 10.000 entradas y enviar a su vez su salida a varios cientos de neuronas.

La conexión entre neuronas se llama sinapsis. No es una conexión física, sino que hay unos 2 μm de separación. Son conexiones unidireccionales, en la que la transmisión de la información se hace de forma eléctrica en el interior de la neurona y de forma química entre neuronas; gracias a unas sustancias específicas llamadas neurotransmisores.

No todas las neuronas son iguales, existen muchos tipos diferentes según el número de ramificaciones de sus dendritas, la longitud del axón y otros detalles estructurales. Sin embargo, como hemos visto, todas ellas operan con los mismos principios básicos. [9]



1.4.5 MODELO NEURONAL ARTIFICIAL

El modelo de Rumelhart y McClelland (1986) define un elemento de proceso (EP), o neurona artificial, como un dispositivo que, a partir de un conjunto de entradas, x_i ($i=1\dots n$) o vector x , genera una única salida, tal y como se ilustra den la figura 1.10. [9]

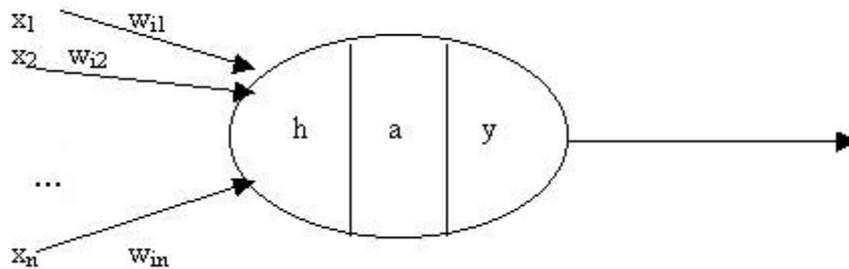


Figura 1.10. Estructura básica de una neurona artificial. [9]

La neurona de la figura 1.10 consta de las siguientes cosas:

- Conjunto de entradas o vector de entradas x , de n componentes
- Conjunto de pesos sinápticos w_{ij} . Representan la interacción entre la neurona presináptica j y la postsináptica i .
- Regla de propagación $d(w_{ij}, x_j(t))$: proporciona el potencial postsináptico, $h_i(t)$.
- Función de activación $a_i(t) = f(a_i(t-1), h_i(t))$: proporciona el estado de activación de la neurona en función del estado anterior y del valor postsináptico.
- Función de salida $F_i(t)$: proporciona la salida $y_i(t)$, en función del estado de activación.

Las señales de entrada y salida pueden ser señales binarias (0,1 – neuronas de McCulloch y Pitts), bipolares (-1,1), números enteros o continuos, variables borrosas, etc.

La regla de propagación suele ser una suma ponderada del producto escalar del vector de entrada y el vector de pesos:

$$h_i = \sum w_{ij}x_j \text{ ecuación 1.3}$$

También se usa a menudo la distancia euclídea entre ambos vectores:

$$h_i(t) = \sum (w_{ij} - x_j)^2 \text{ ecuación 1.4}$$

Existen otro tipo de reglas menos conocidas como la distancia de Voronoi, de Mahalanobis, etc.



La función de activación no suele tener en cuenta el estado anterior de la neurona, sino sólo el potencial $h_i(t)$. Suele ser una función determinista y, casi siempre, continua y monótona creciente. Las más comunes son la función signo (+1 si $h_i(t) > 0$, -1 en caso contrario), la función semilineal y las funciones sigmoideas tal y como se ilustran en la figura 1.11:

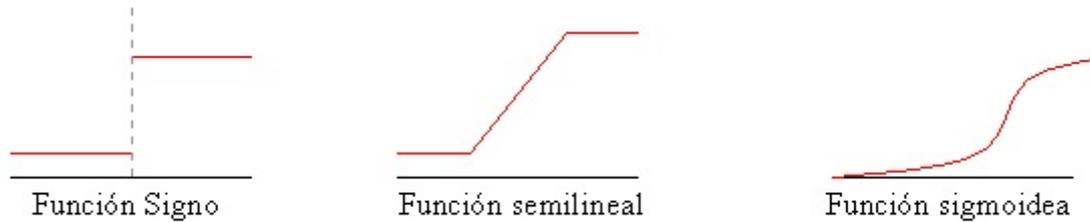


Figura 1.11. funciones de activación. [9].

La función de salida suele ser la identidad. En algunos casos es un valor umbral (la neurona no se activa hasta que su estado supera un determinado valor).

Con todo esto, el modelo de neurona queda bastante simplificado, así se puede ver en la figura 1.12:

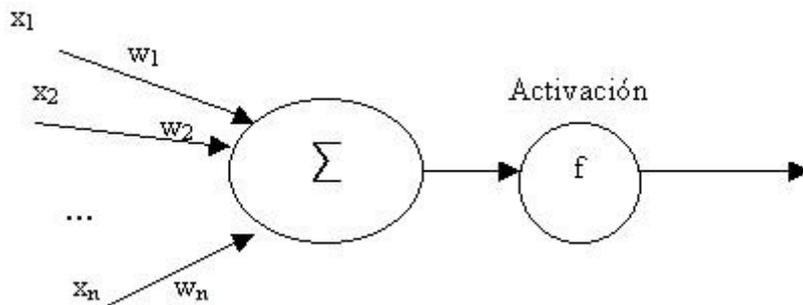


Figura 1.12. modelo simplificado de la red neuronal. [9].

Una red neuronal artificial (RNA) se puede definir (Hecht – Nielssen 93) como un grafo dirigido con las siguientes restricciones:

- Los nodos se llaman elementos de proceso (EP).
- Los enlaces se llaman conexiones y funcionan como caminos unidireccionales instantáneos
- Cada EP puede tener cualquier número de conexiones.
- Todas las conexiones que salgan de un EP deben tener la misma señal.



- Los EP pueden tener memoria local.
- Cada EP posee una función de transferencia que, en función de las entradas y la memoria local produce una señal de salida y / o altera la memoria local.
- Las entradas a la RNA llegan del mundo exterior, mientras que sus salidas son conexiones que abandonan la RNA.

1.4.6 ARQUITECTURA DE LAS RNA

La arquitectura de una RNA es la estructura o patrón de conexiones de la red. Es conveniente recordar que las conexiones sinápticas son direccionales, es decir, la información sólo se transmite en un sentido.

En general, las neuronas suelen agruparse en unidades estructurales llamadas capas. Tal y como se ilustra en la figura 1.13. Dentro de una capa, las neuronas suelen ser del mismo tipo. Se pueden distinguir tres tipos de capas:

- De entrada: reciben datos o señales procedentes del entorno.
- De salida: proporcionan la respuesta de la red a los estímulos de la entrada.
- Ocultas: no reciben ni suministran información al entorno (procesamiento interno de la red).

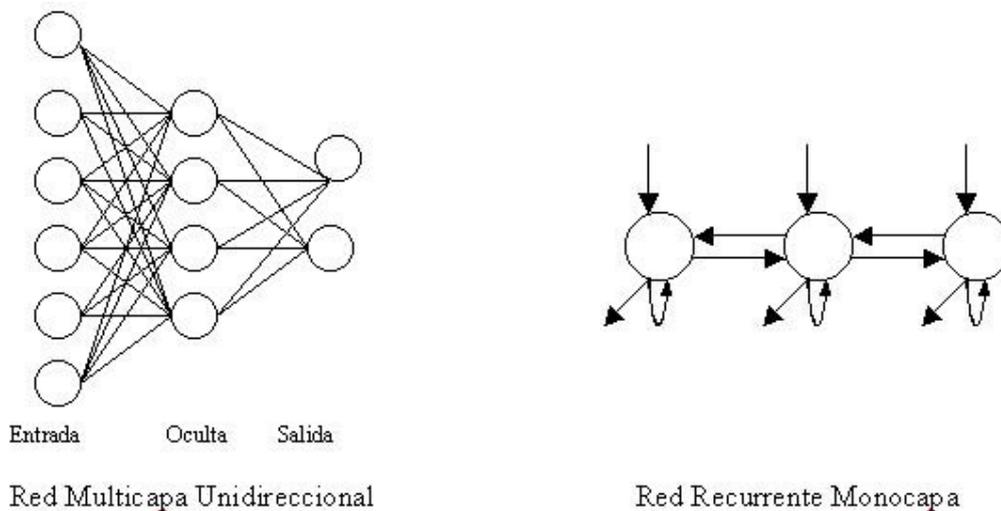


Figura 1.13. modelo simplificado de la red neuronal. [9].



Generalmente las conexiones se realizan entre neuronas de distintas capas, pero puede haber conexiones intracapa o laterales y conexiones de realimentación que siguen un sentido contrario al de entrada-salida.

1.4.7 APRENDIZAJE DE LAS RNA

Es el proceso por el que una RNA actualiza los pesos (y, en algunos casos, la arquitectura) con el propósito de que la red pueda llevar a cabo de forma efectiva una tarea determinada.

Hay tres conceptos fundamentales en el aprendizaje:

- Paradigma de aprendizaje: información de la que dispone la red.
- Regla de aprendizaje: principios que gobiernan el aprendizaje.
- Algoritmo de aprendizaje: procedimiento numérico de ajuste de los pesos.

Existen dos paradigmas fundamentales de aprendizaje:

Supervisado: la red trata de minimizar un error entre la salida que calcula y la salida deseada (conocida), de modo que la salida calculada termine siendo la deseada.

No supervisado o auto organizado: la red conoce un conjunto de patrones sin conocer la respuesta deseada. Debe extraer rasgos o agrupar patrones similares.

- En cuanto a los algoritmos de aprendizaje, tenemos cuatro tipos:
- Minimización del error: reducción del gradiente, retropropagación, etc. La modificación de pesos está orientada a que el error cometido sea mínimo.
- Boltzmann: para redes estocásticas, donde se contemplan parámetros aleatorios.
- Hebb: cuando el disparo de una célula activa otra, el peso de la conexión entre ambas tiende a reforzarse (Ley de Hebb).
- Competitivo: sólo aprenden las neuronas que se acercan más a la salida deseada.

Los algoritmos, y en general el proceso de aprendizaje, son complejos y suelen llevar bastante tiempo computacionalmente hablando. Su ventaja es que una vez ha aprendido, la red puede congelar sus pesos y funcionar en modo recuerdo o ejecución. [9].



1.4.8 RED NEURONAL DE REGRESIÓN GENERALIZADA

Red neuronal de regresión generalizada (GRNN) es una variación a base radial redes neuronales. GRNN fue sugerido por Specht DF en 1991. GRNN se puede utilizar para la regresión, predicción y clasificación. GRNN también puede ser una buena solución para la línea de sistemas dinámicos. GRNN representa una técnica mejorada en las redes neuronales basados en la regresión no paramétrica. La idea es que cada muestra de entrenamiento representará una media a una base radial de la neurona. [10]

1.4.8.1 REPRESENTACIÓN MATEMÁTICA

$$Y(x) = \frac{\sum_{k=1}^N y_k K(x, x_k)}{\sum_{k=1}^N K(x, x_k)} \quad \text{Ecuación 1.5}$$

Dónde:

- $Y(X)$ es el valor de predicción de entrada.
- y_k Es el peso de activación de la neurona capa patrón en k.
- $K(x, x_k)$ es la función de base radial núcleo (kernel gaussiana) como se formulan a continuación.

1.4.8.2 KERNEL GAUSSIANO

- $K(x, x_k) = e^{\frac{-d_k}{2\sigma^2}}$ Ecuación 1.6

- $d_k = (x - x_k)^T(x - x_k)$ Ecuación 1.7

Donde d es la distancia euclídea al cuadrado entre las muestras de entrenamiento. [10].



CAPÍTULO 2



Autor: Edwin Andrés Arango Araque
Director: Luis Enrique Mendoza

2. METODOLOGÍA

En este apartado se describe la metodología de desarrollo para las etapas de adquisición, acondicionamiento y selección, además de las técnicas de procesamiento y clasificación de las imágenes.

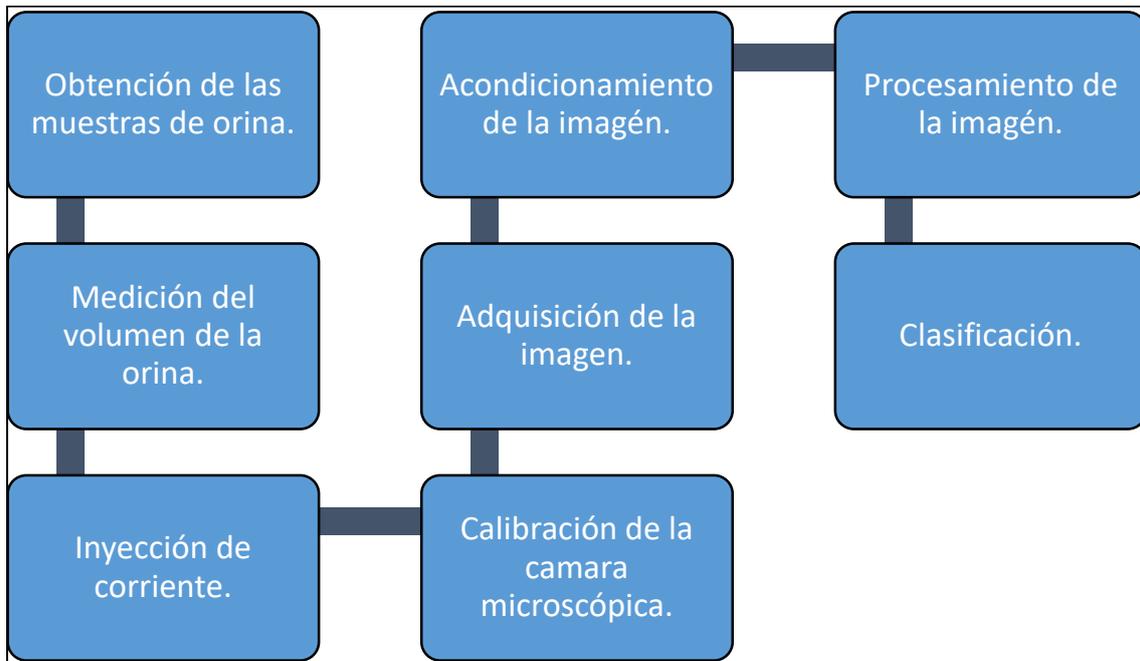


Figura 2.1. Diagrama en bloques del proyecto. Autor.

La **primera etapa del sistema** consiste en obtener las muestras de orina de personas con y sin la enfermedad de la diabetes, para así poder analizarlas y compararlas con el fin de desarrollar un método basado en visión artificial para diagnosticar dicha enfermedad, esta etapa fue exitosa ya que se logró encontrar personas que presentaban dicha enfermedad y dieron voluntariamente su muestra de orina, por otro lado se obtuvieron las correspondientes muestras de orina de personas completamente sanas que hasta el momento no han presentado ninguna enfermedad que repercuta en la orina. Cabe resaltar que las muestras de orina no fueron analizadas inmediatamente debido a que el sistema electrónico inyector de corriente solo analiza una muestra a la vez, por ende, las muestras debieron ser refrigeradas a una temperatura entre 4 y grados centígrados para que de esta forma se conservaran hasta el momento de su procesamiento. (ver figura 2.2.). Por otra parte, vale la pena aclarar que las muestras de todos los pacientes fueron tomadas en ayunas.





Figura 2.2. Muestras de orina marcadas con sus respectivos productores almacenadas en un refrigerador a una temperatura de 4 a grados centígrados con el fin de ser conservadas hasta su siguiente etapa. Autor.

La **segunda etapa del sistema**, es la etapa que consiste en medir el volumen de la orina que se va a procesar, esta etapa es esencial ya que permite visualizar las diferentes variables presentes en la orina de todos los pacientes, sería muy difícil analizar muestras de orina con diferentes volúmenes porque estos pueden presentar un sin fin de diferencias debido a que la corriente suministrada es la misma para todas las muestras. La medición se realizó con una probeta de laboratorio (ver figura 2.3) y el nivel seleccionado fue de 15 ml por muestra, esto porque el recipiente en dónde se almacena la muestra tiene una capacidad de aproximadamente 25 ml, por precaución a un posible accidente en donde se pueda derramar un poco de la muestra disminuye la probabilidad de no poder procesar los 15 ml necesarios.





Figura 2.3. Medición de la muestra de orina utilizando una probeta de laboratorio. Autor.

Cabe resaltar que por cada medición realizada se esterilizaba la probeta para evitar posibles variables que interfirieran en el proceso dicha esterilización se hacía con alcohol etílico industrial.

La tercera etapa del sistema es la etapa de inyección de corriente, aquí se lleva a cabo el proceso de la electrolisis que consiste en separar los átomos de algunas sustancias como la urea (CON_2H_4) el principal compuesto de la orina, es decir, al inyectar corriente a la muestra esta se va a ver alterada química y físicamente debido a la separación de varios átomos como hidrógeno y nitrógeno en caso de la urea, cloro y sodio en el caso de los compuestos salinos presentes en la orina, entre otros. Esta etapa es la más complicada en este proyecto porque depende de varios factores, y además contiene algunos subprocesos los cuales son:

1. Transporte de la muestra medida al recipiente de procesado:

Al obtener ya los 15 ml de la muestra de orina, estos deben ser llevados a el recipiente en donde se llevará a cabo el proceso de la electrolisis. Ver figura 2.4.





Figura 2.4. Transporte de la muestra medida al recipiente de procesado. Autor.

- 2. INSERCIÓN DE LOS ELECTRODOS:** Una vez llevada la muestra medida al recipiente del proceso se procede a insertar los electrodos en el recipiente. Ver figura 2.5.

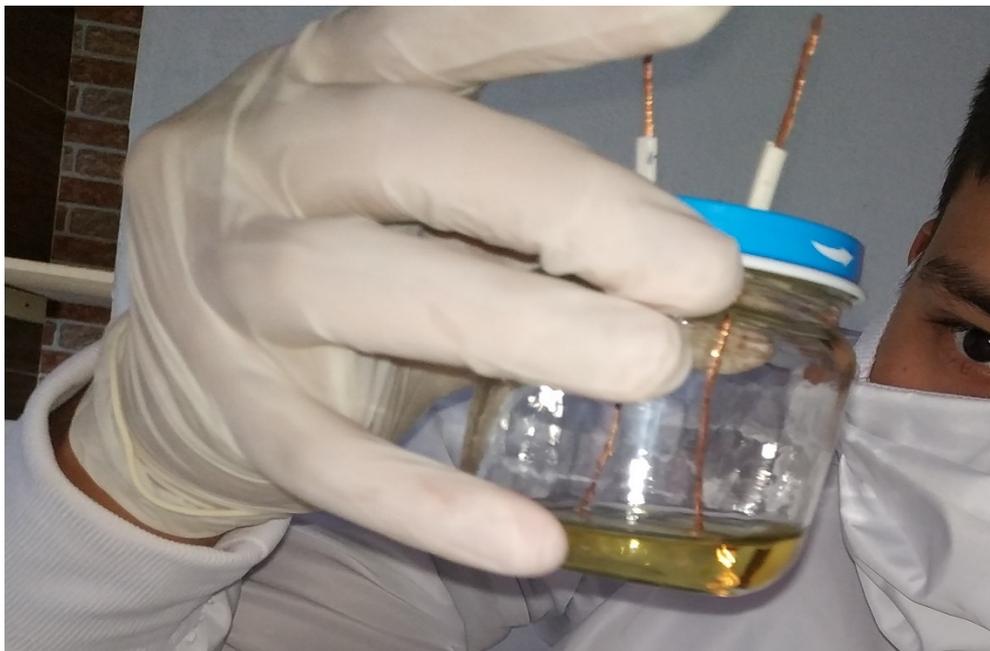


Figura 2.5. Inserción de los electrodos. Autor.



- 3. INYECCIÓN DE CORRIENTE:** En este proceso se aplica el sistema electrónico mencionado en el título de este proyecto, se ajusta un voltaje de 8 V, el sistema electrónico facilita este proceso porque avisa en pantalla el estado en el que se encuentra la muestra. (ver figura, 2.6).

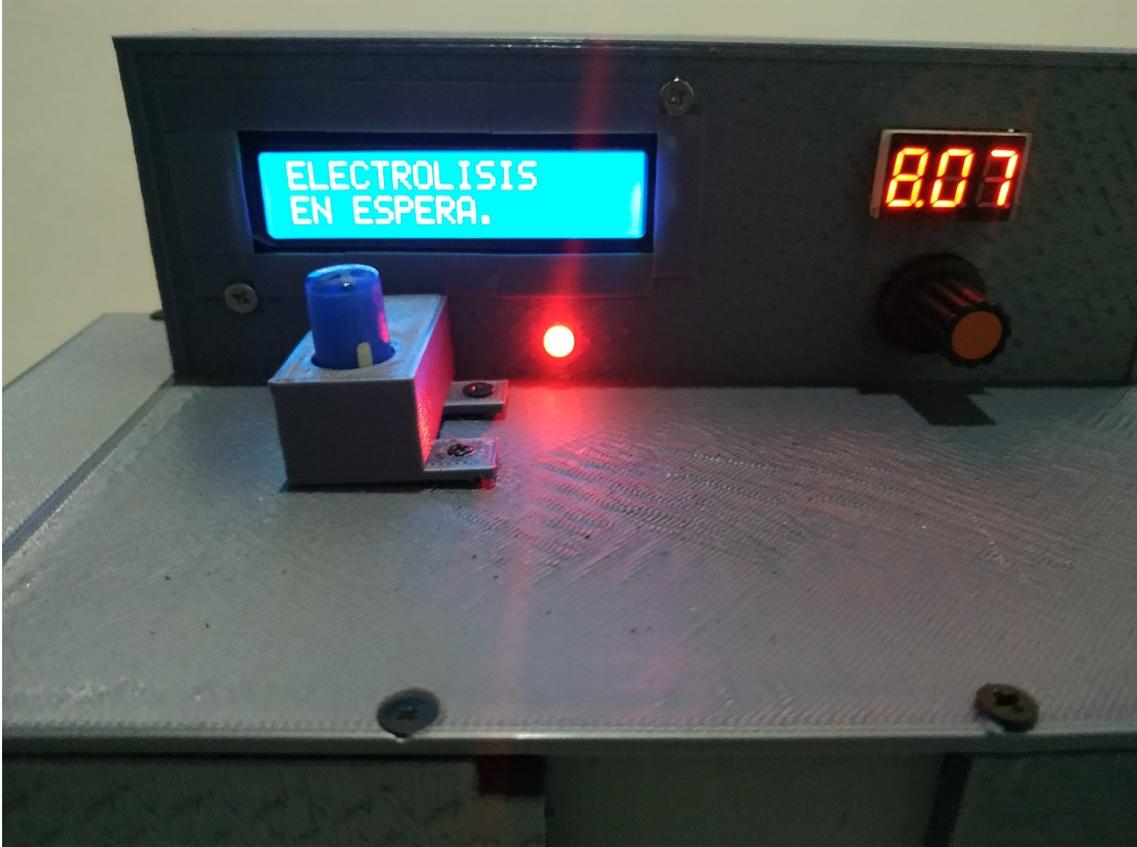


Figura 2.6. Sistema electrónico utilizado para inyectar corriente. Autor.

Una vez ajustado de voltaje de 8 voltios como se muestra en la figura 2.6, se procede a inyectar corriente a la muestra de orina conectando los dos electrodos Cátodo y Ánodo (ver figura 2.7).





Figura 2.7. conexión de los electrodos al sistema electrónico. Autor.

Tal y como se ilustra en la imagen de la figura 2.7 se procede a inyectar corriente a la muestra de orina, para iniciar el proceso de la electrólisis basta con oprimir el botón azul que se muestra en la imagen de la figura 2.6, al realizar dicha acción el led se pondrá en color azul y la pantalla mostrara un mensaje diciendo el proceso ha iniciado, una vez terminado dicho proceso el led se pondrá en color rojo y la pantalla mostrará un mensaje diciendo que el proceso a terminado.

Cabe resaltar que los electrodos utilizados para la electrolisis son de cobre y estos se utilizan una sola vez por proceso debido a que quedan completamente contaminados y casi inservibles para inyectar corriente a otra muestra (ver figura 2.8).





Figura 2.8. Estado de los electrodos una vez culminado el proceso. Autor.

La tercera etapa, se realiza la calibración de la cámara microscópica la cual se puede ver en la figura 2.7, la calibración se hace con el fin de poder tomar lo mejor posible la fotografía a analizar. La calibración consiste en ajustar la luminosidad de los leds de la cámara para que no quede oscura la imagen, además se ajusta el enfoque de la cámara que no se vea borrosa la fotografía.



Etapas de la adquisición de la imagen, Como se explicó anteriormente llegar a este punto no es fácil, para lograr adquirir la imagen se tiene que ser lo más cuidadosamente posible para que la fotografía sea la más óptima posible, de lo contrario todo el proceso será en vano, sino se tiene una buena adquisición lamentablemente el resultado no será el esperado. Ver imagen la figura 2.9.

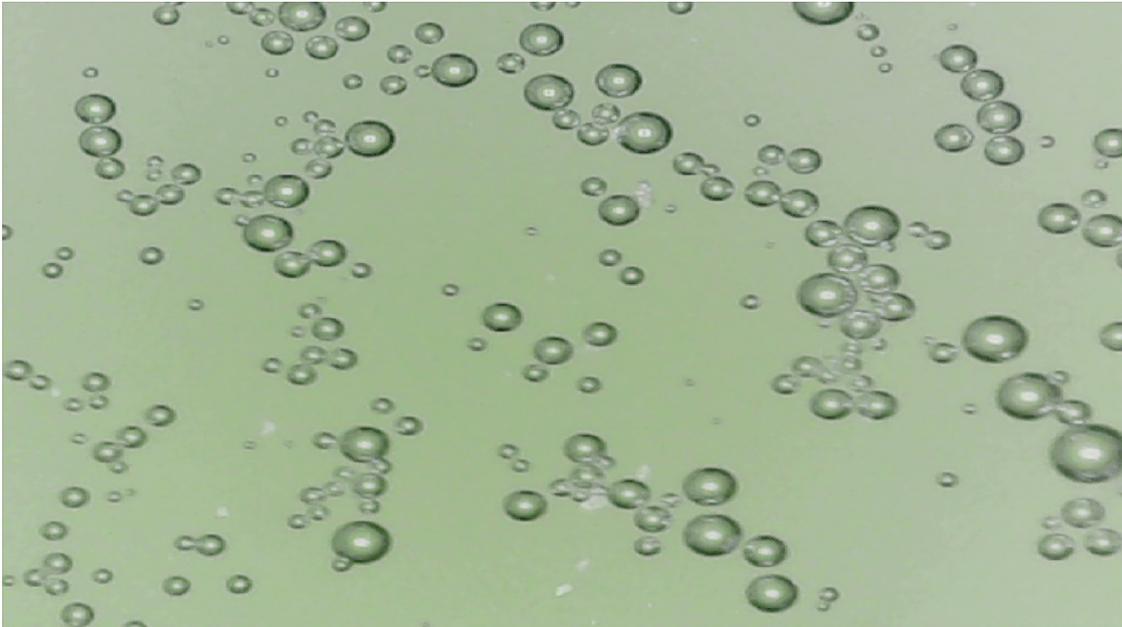


Figura 2.9. Imagen de una muestra de orina de un paciente diabético segundos después del proceso de la electrólisis. Autor.

Acondicionamiento de la imagen: En esta etapa se realiza el acondicionamiento de la imagen que consiste en esperar un tiempo para que el burbujeo se haga lo más mínimo posible y así poder adquirir una imagen óptima como la mostrada en la figura 2.9.

Procesamiento de la imagen: Una vez adquirida la imagen óptima se realiza el procesamiento de la imagen, que consiste en encontrar e identificar los patrones característicos de la diabetes para así poderlos comparar con imágenes de muestras de orina de personas saludables, el programa utilizado para el desarrollo de esta etapa es Matlab. Inicialmente se divide cada una de las imágenes en pequeños trozos y se pasan a las capas R, G y B. Entre estas capas se hacen restas para posteriormente ingresarlas a una red neuronal.

Se comienza por cargar todas las imágenes adquiridas pertenecientes a muestras de orina procesadas de personas diabéticas y pacientes sanos.



```
for i=1:36:A-35  
    for j=1:64:B1-63  
        F=X1(i:i+35,j:j+63,1:3);
```



Figura 2.10. Un pequeño trozo de imagen con dimensiones de 36x64 y el código implementado para su debido recorte. Autor.

En la figura 2.10 se ilustra el código implementado para recortar las imágenes en trozos de 36x64 (filas x columnas), el primer for se encarga de recorrer las filas de 36 en 36 hasta llegar a la fila final, el siguiente for que se encuentra anidado recorre las columnas de 64 en 64 hasta su la columna final de la imagen original. F garantiza que cada trozo tenga dimensiones de 36x64 en formato RGB (1:3).

El código implementado en Matlab que tiene como función inicial obtener las dimensiones de la imagen a color y luego con el primer ciclo for recorrerlas una por una. El segundo y tercer ciclo for se utilizan para recorrer las imágenes en porciones de 36 filas por 64 columnas, de esta forma se podrán ir almacenando en una variable F para poder pasar cada uno de los trozos a capas de color rojo, verde y azul, gracias a esto se realizan las restas entre capas y se almacenan en las variables T2, T3, ... hasta T7. Luego se vectorizan los trozos de imágenes almacenados para facilitar el ingreso en la red neuronal.

Etapas de clasificación: En esta etapa se aplica la red neuronal de clasificación generalizada, esto con el fin de poder clasificar imágenes correspondientes de personas con diabetes y personas sanas. La red neuronal generalizada en Matlab, net1 guarda el entrenamiento producido por la función newgrnn que entre paréntesis contiene la primera variable zq1 que hace referencia a los trozos de imagen ya vectorizados. Se digita la segunda variable que contiene 9000 puntos, 4500 con valor 1 que indican que el paciente no tiene diabetes y otros 4500 con valor de 2 indicando que el paciente es diabético.(Ver figura 2.11) .



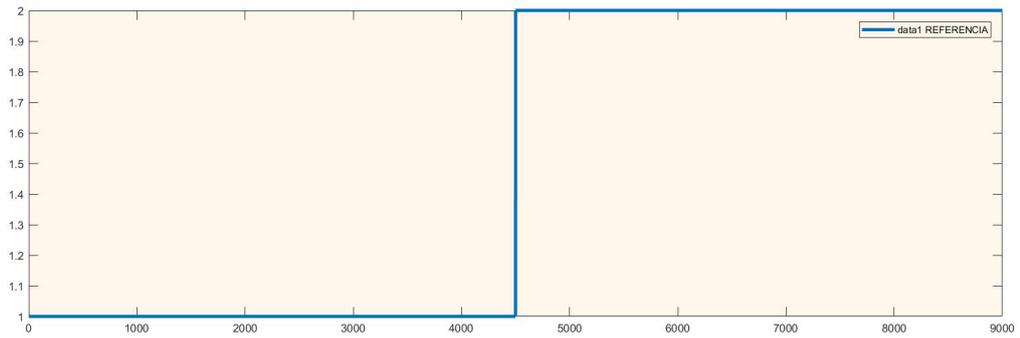


Figura 2.11. Datos de referencia. Autor.

En la figura 2.11 se ilustran los datos de referencia utilizados para validar la red neuronal, los primeros 4500 datos tienen el valor de 1, es decir, datos de pacientes sanos y a partir de 4501 hasta 9000 la curva toma el valor de 2 indicando que estos datos son para clasificar diabetes. Cabe resaltar que los 9000 datos en total surgen de 10 imágenes que entrenaron la red neuronal cada una de estas imágenes se divide en 900 trozos, son 5 imágenes para clasificar muestras sanas y 5 imágenes para clasificar muestras con diabetes.



CAPÍTULO 3



Autor: Edwin Andrés Arango Araque
Director: Luis Enrique Mendoza

3. RESULTADOS

En este capítulo se expone de manera clara y concisa los resultados obtenidos durante el desarrollo del proyecto.

Tabla de muestras de orina de pacientes sanos

Nombre del paciente	Edad (años)	enfermedad	Voltaje aplicado (V)	Volumen procesado (ml)	Fotografía inicial	Fotografía procesada	Fotografía mezclada
Edwin Araque	23	Ninguna	8	15			
Mateo gallego Gutiérrez	20	ninguna	8	15			
Edgar quintana	43	ninguna	8	15			
Camilo Albarracín	21	Ninguna, observación es vegetariano	8	15			
Salome Alvares	6	ninguna	8	15			
Leonardo Quintana	10	ninguna	8	15			
Alejandro Quiñones	29	ninguna	8	14.72			
Lency Peña	23	ninguno	8	15			
Estiven quintana	18	Ninguno, observación: ciclista profesional	8	15			
Esneider Alvares	28	ninguno	8	15			

Tabla 3.1. Muestras de orina de pacientes sanos. Autor.

En la tabla 3.1 se pueden observar los resultados de la adquisición de las muestras de orina tomadas de diferentes personas sanas a varias edades,



existen tres tipos de fotografías, la inicial es una fotografía completamente casta, no lleva ningún tipo de alteración física o química, es decir, no tiene ningún proceso.

Las fotografías procesadas son aquellas en dónde se les aplica voltaje a las muestras correspondientes, este voltaje equivale a 8V por un tiempo de dos minutos para todas las imágenes, la adquisición se hace unos segundos después dejando el recipiente de la muestra completamente intacto para no provocar una mezcla entre el líquido y la parte sólida que se genera después de la inyección de corriente, ver figura 3.1.



figura 3.1. Muestra de orina segundos después de la inyección de corriente. Autor.

Cabe recalcar que el recipiente utilizado para la correspondiente inyección de corriente al igual que los electrodos se utiliza una única vez, la cantidad procesada es de 15 ml. Si bien se puede observar en la tabla 3.1 que las imágenes tienden a tener varias diferencias en cada categoría (foto inicial, final, mezcla). En cuanto a las fotografías de las mezclas finales estas se logran adquirir después de agitar por unos segundos la mezcla y es así como se logra ese color característico que suele ser muy parecido en los pacientes sanos, es por esto que las imágenes seleccionadas para iniciar el procesamiento son estas.



Tabla de muestras de orina de pacientes sanos

Nombre	edad	observación	Voltaje (V) Duración de 2 minutos	Volumen (ml)	Foto inicial	Foto final	Foto mezcla
Romelia rojas	53	diabetes	8	15			
Fanny Suarez	64	diabetes	8	15			
Hemerlina jaimes	74	diabetes	8	15			
Hemerlina jaimes	74	diabetes	8	15			
Hemerlina jaimes	74	diabetes	8	15			

Tabla 3.2. Muestras de orina de pacientes con diabetes. Autor.

En la tabla 3.2 se muestran los resultados de las muestras de orina de pacientes diabéticos, como sucedió con los pacientes sanos se inyectó la misma cantidad de corriente por el mismo tiempo y la respuesta final de cada es la que se muestra en la columna de la foto mezcla.



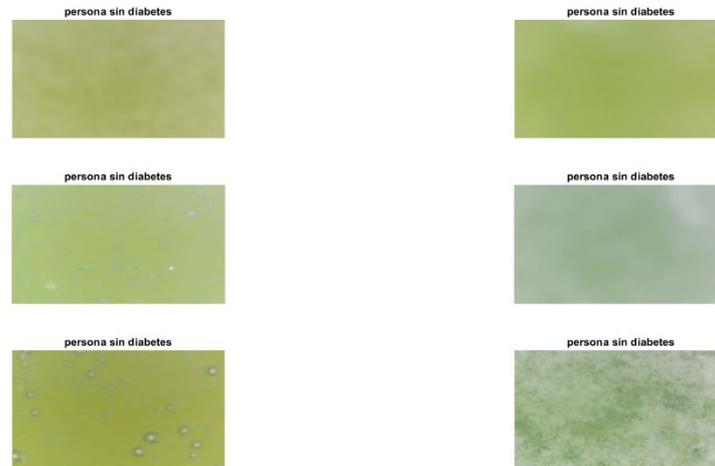


figura 3.2. Muestras de orina seleccionadas de personas sanas. Autor.

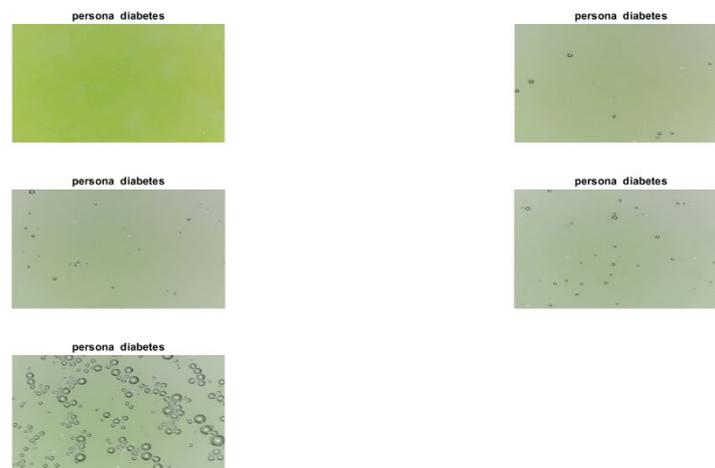


figura 3.3. Muestras de orina seleccionadas de personas con diabetes. Autor.

En las figuras 3.2 y 3.3 se pueden observar de mejor forma el resultado final de la adquisición de las imágenes utilizadas para entrenar las redes neuronales tanto de personas diabéticas como de personas sanas.



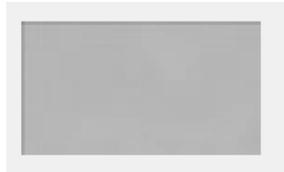


figura 3.4. Trozo de imagen 36x64 en capa roja. Autor.

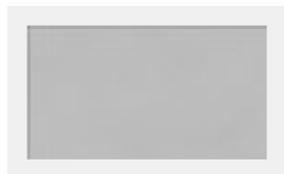


figura 3.5. Trozo de imagen 36x64 en capa verde. Autor.

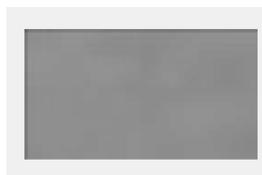


figura 3.6. Trozo de imagen 36x64 en capa azul. Autor.

Recordando lo anteriormente expuesto en la metodología, se dividieron las imágenes originales cada una en 900 partes iguales con un tamaño de 36x64, cada trozo de imagen fue transformada a las capas de color rojo, verde y azul logrando resultados como los que se muestran en las figuras 3.4, figura 3.5 y figura 3.6.

Una vez obtenidas las imágenes en las capas rojo, verde y azul se procede realizar restas entre ellas con el fin de determinar patrones característicos que se diferencien entre sí, tal y como se muestra en la figura 3.7 dentro de las diferentes restas se logran observar algunos trozos de imágenes que son muy diferentes a los demás, este tipo de imágenes son las que se van a ingresar a la red neuronal.





figura 3.7. Aplicación de restas entre capas de color de algunos trozos de imagen de dimensiones 36x64. Autor.

Los trozos de imágenes como los mostrados en la figura 3.7 serán quienes entrenen la red neuronal, para este caso se aplica la red neuronal de regresión generalizada. Cada una de las imágenes pasa por un proceso de vectorización y se ingresan a la red para poderla entrenar, cada red neuronal se entrena con 9000 datos, por lo que el entrenamiento es algo demorado y requiere de paciencia, los resultados del entrenamiento se muestran a continuación.

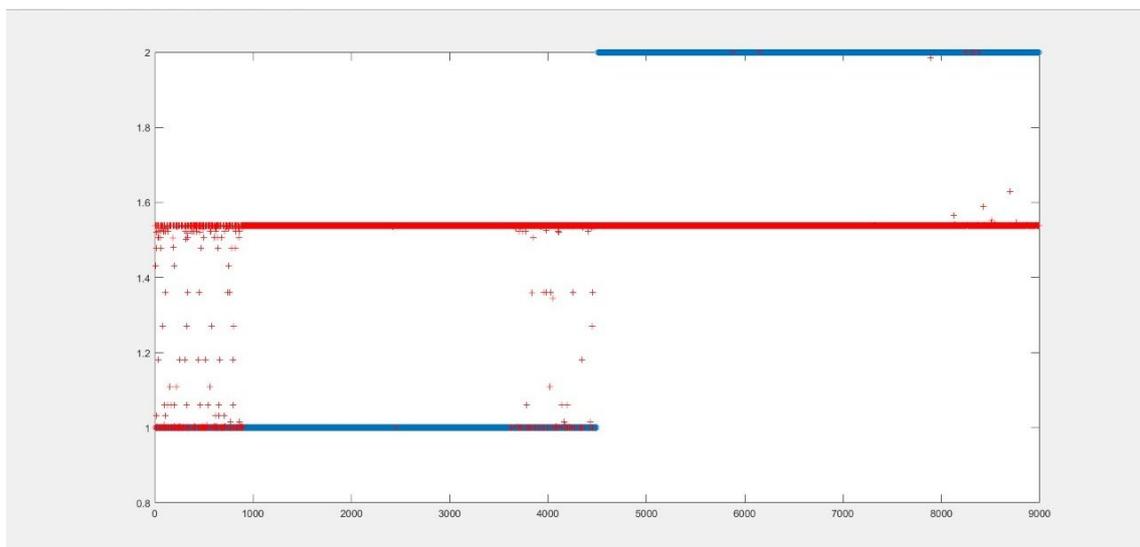


figura 3.8. Resultado del entrenamiento generado por las restas entre capa R-G. Autor.



En la figura 3.8 se puede observar una gráfica que contiene puntos rojos y puntos azules, los puntos rojos representan el resultado del entrenamiento, mientras que los puntos azules están ubicados en los lugares en donde deberían aparecer los puntos rojos para que el entrenamiento sea perfecto. Esta red neuronal se entrena con la resta entre capas R-G (rojo menos verde) y su error de entrenamiento fue de un 12.75%

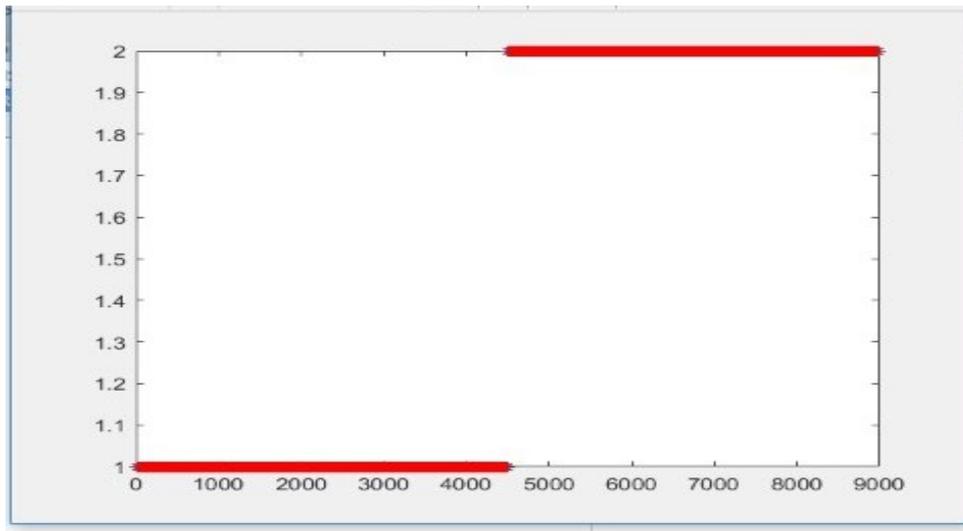


figura 3.9. entrenamiento por las restas entre capas verde y rojo (G-R). Autor.

En la figura 3.9 se logró un entrenar la red con la resta entre capas verde y rojo, resultó un error del 0%.

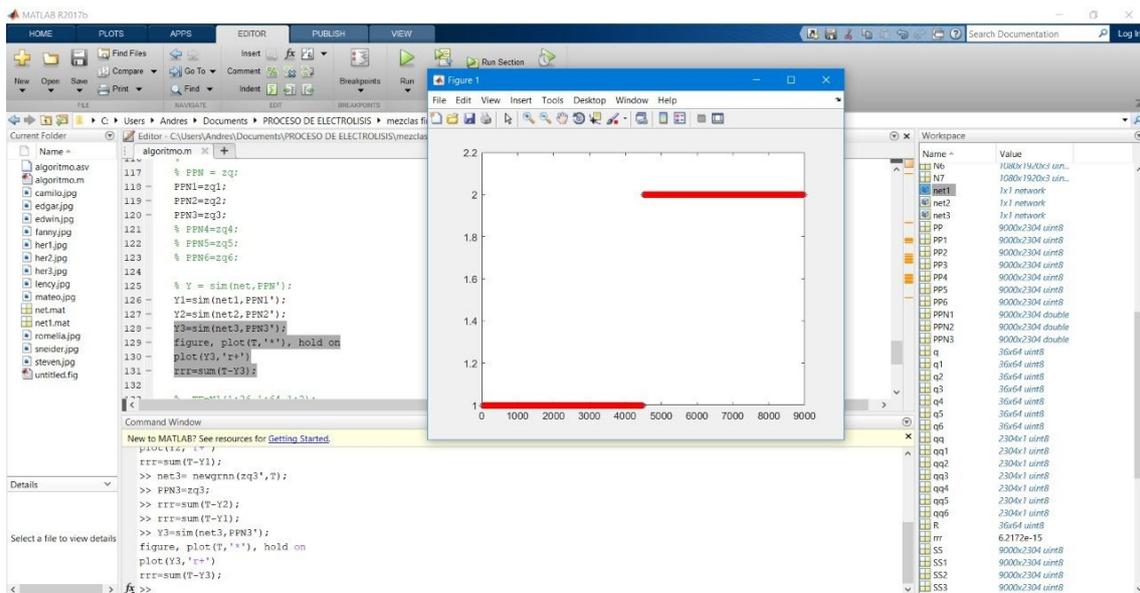


figura 3.10. Red neuronal entrenada por las restas entre capa R-B. Autor.



En la figura 3.10 se muestra el resultado de entrenar la red neuronal con la resta entre capas rojo y azul, aquí también se obtuvo una respuesta genial, no se puede decir que es perfecta, pero sí que es un muy excelente candidato para las pruebas de diagnóstico finales.

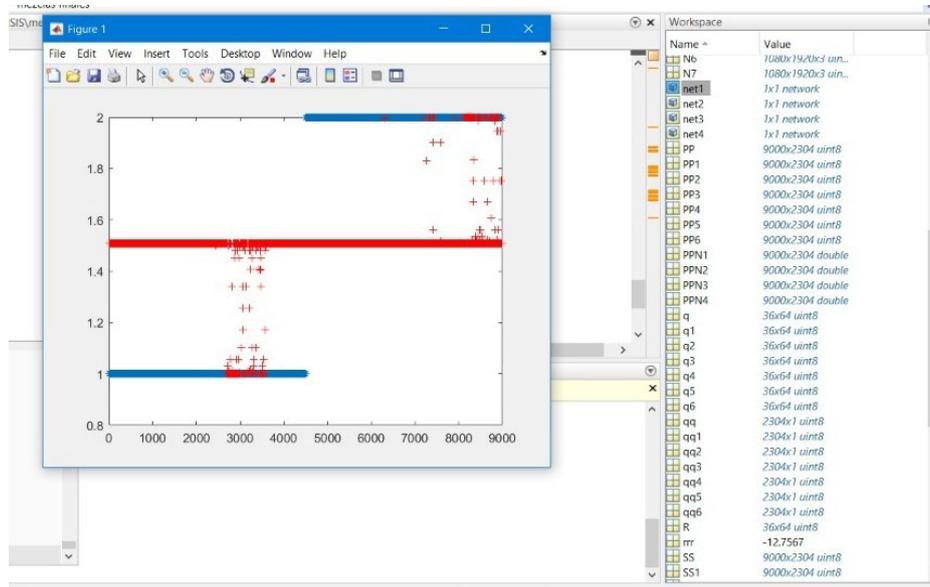


figura 3.11. Entrenamiento por las restas entre capas azul y rojo (B-R). Autor.

En la figura 3.11 se observa la dispersión de puntos después de entrenar la red con las restas entre capas azul y rojo, el error no fue muy elevado pero basta para descartar la red por su 12.7% de imperfección comparado con las redes que dieron 0% como resultado.



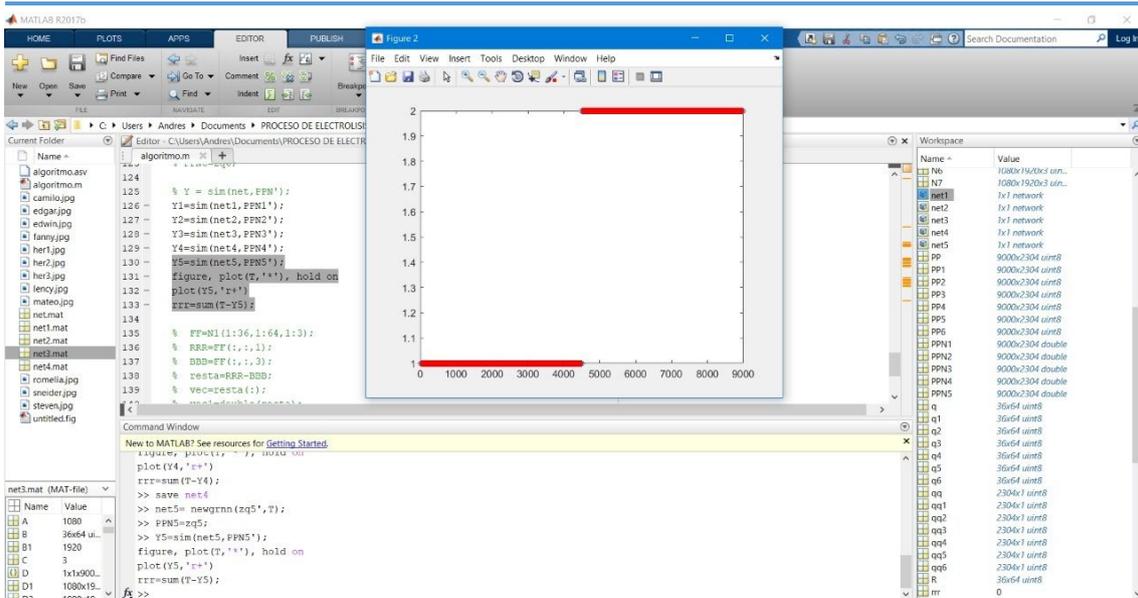


figura 3.12. Entrenamiento por las restas entre capas verde y azul (G-B). Autor.

Al igual que en la figura 3.9 el resultado de error en el entrenamiento entre capas verde y azul el error fue de un 0%.

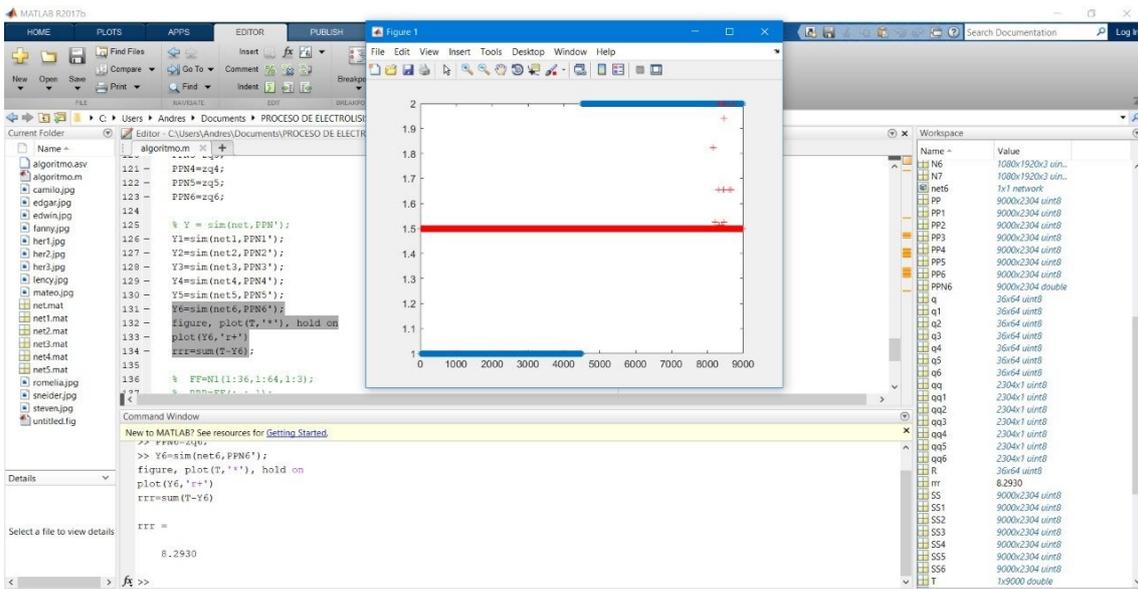


figura 3.13. Entrenamiento por las restas entre capas verde y rojo (G-R). Autor.

El resultado del entrenamiento entre capas verde y rojo mostrado en la figura 3.13 tiene un error del 8.29%.



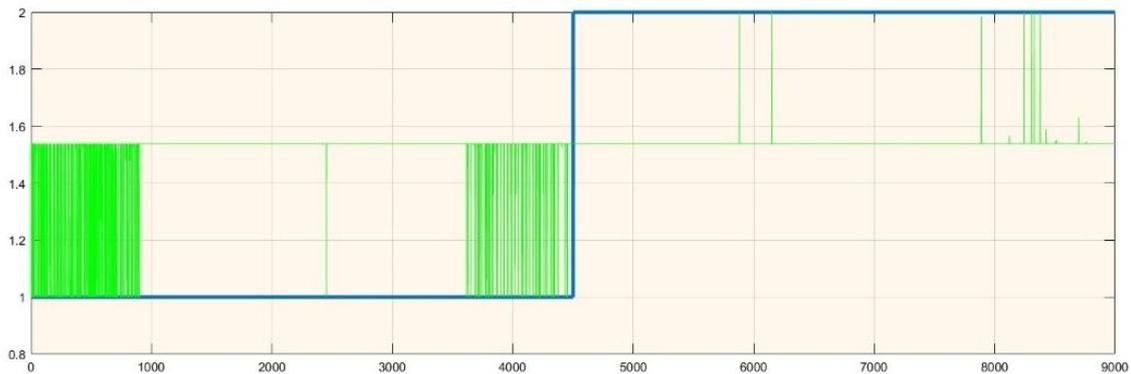


figura 3.14. Resultado gráfico de la red neuronal entrenada por las restas entre capas R-G. Autor.

El peor resultado obtenido en cuanto a el entrenamiento de las redes neuronales artificiales, la red que corresponde a la resta entre capas rojo menos verde se lleva el primer puesto, tal y como se puede ver en la figura 3.14 la respuesta ideal debería ser el comportamiento que lleva la curva azul, aclarando que la curva de color azul representa la data de referencia, en otras palabras, contiene los primeros 4500 valores en 1 para clasificar pacientes sanos y los otros 4500 valores en 2 para clasificar muestras de personas con diabetes. La curva verde contiene los resultados, es decir los valores validados con respecto a la red neuronal previamente entrenada, el error medio cuadrático es verdaderamente elevado, su valor es del 81.5523%.



figura 3.15. Resultado gráfico del entrenamiento por las restas entre capas verde y rojo (G-R). Autor.



Comparando los resultados de las redes neuronales mostradas gráficamente en las figuras 3.14 y 3.15 se puede decir que el inverso del peor resultado es el mejor resultado, en otras palabras, restarle la capa de color rojo la capa verde produce un margen de error bastante elevado a la hora de validar los datos, mientras que si la resta se realiza al contrario, es decir, si a la capa de color verde le restamos la capa de color rojo los resultados de la validación son excelentes, tal y como se ilustra en figura 3.15 la curva verde representa el resultado de la validación, su resultado fue tan bueno que la curva azul que representa los datos de referencia para realizar el entrenamiento no se nota, tan así que el error es del 0% comparado con el peor caso de un 81.5523%.

Ahora ya conocidos los resultados del entrenamiento de las redes neuronales, se inicia con la validación del sistema en general con otros pacientes que no hayan tenido nada que ver con la etapa del entrenamiento de las redes neuronales. Entonces las redes neuronales que se van a implementar para el diagnóstico del paciente serán las siguientes:

- Red neuronal entrenada con la resta entre capas R-B.
- Red neuronal entrenada con la resta entre capas G-R.
- Red neuronal entrenada con la resta entre capas G-B

3.1 VALIDACIÓN DEL SISTEMA

En esta fase final se utilizaron tres muestras de orina de los pacientes que se muestran en la tabla 3.3, en esta tabla se pueden observar dos pacientes (niños) sanos y un paciente con diabetes.

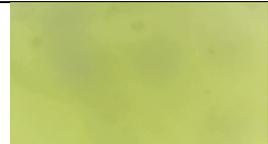
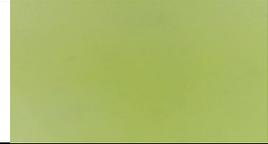
Nombre	Edad (años)	Enfermedad	Fotografía final
Camila Hernandez	14	Ninguna	
Kevin caballero	12	Ninguna	
Jesus Ortega Contreras	38	diabetes	

Tabla 3.3. Datos de pacientes que donaron su muestra de orina para validar el sistema.
Autor.



En la figura 3.16 se muestran las muestras de orina a procesar de los pacientes que se diagnosticaron.

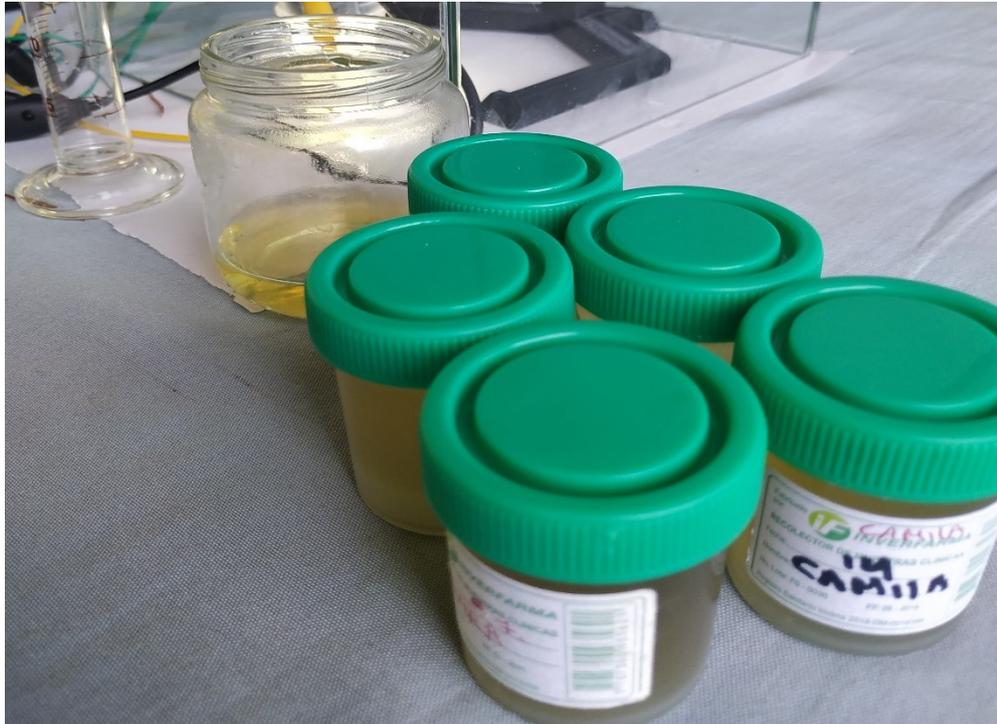


figura 3.16. Muestras de orina de los pacientes que ayudaron a validar el sistema.
Autor.



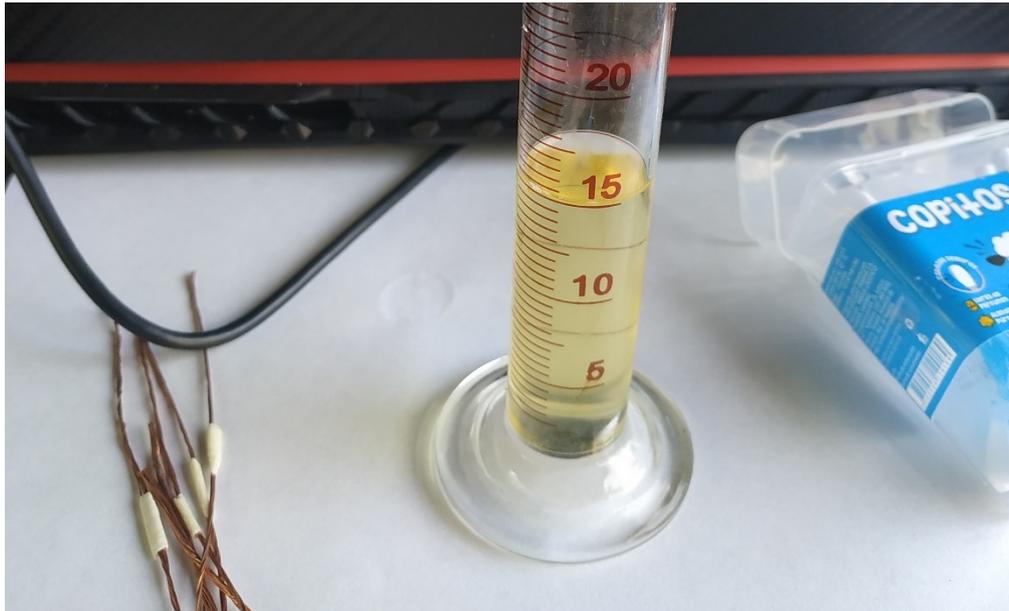


figura 3.17. Medición del nivel de orina a procesar. Autor.

Las muestras de orina que se ilustran en la imagen 3.16 son las mismas muestras de los pacientes anotados en la tabla 3.3, dichas muestras de orina fueron procesadas de la misma forma que se procesaron las muestras para entrenar la red neuronal. En la figura 3.17 se ilustra el proceso de medición de la cantidad de orina que corresponde 15 ml, esta cantidad fue tratada eléctricamente para poder adquirir su imagen después de la electrolisis.





figura 3.18. Muestra de orina en pleno proceso de electrólisis. Autor.

En la figura 3.18 se ilustra la imagen del sistema completo aplicando el proceso de la electrólisis a una de las muestras de orina que fueron validas, como se puede ver, se encuentra el sistema electrónico mostrando en pantalla que la electrólisis está en proceso, además de que el nivel de voltaje se ajustó a 8 V como anteriormente ya se había hecho, el tiempo de electrólisis en la orina es de dos minutos. Una vez terminada la inyección de corriente se pasó a la fase de adquisición de la imagen, dicha imagen fue tomada con la cámara microscópica que se muestra en la figura 3.18 y su fotografía final se puede ver en la figura 3.19.





figura 3.19. Adquisición de la imagen de un paciente sin diabetes. Autor.

3.2 RESULTADOS DE LA VALIDACIÓN

La adquisición de las imágenes para validar el método fue un éxito, gracias al sistema electrónico para inyectar la corriente y a la cámara microscópica que captó las tres fotografías, con las imágenes ya adquiridas solo se continuó el proceso de clasificación final que detecta si la muestra procesada corresponde o no a una persona con diabetes.

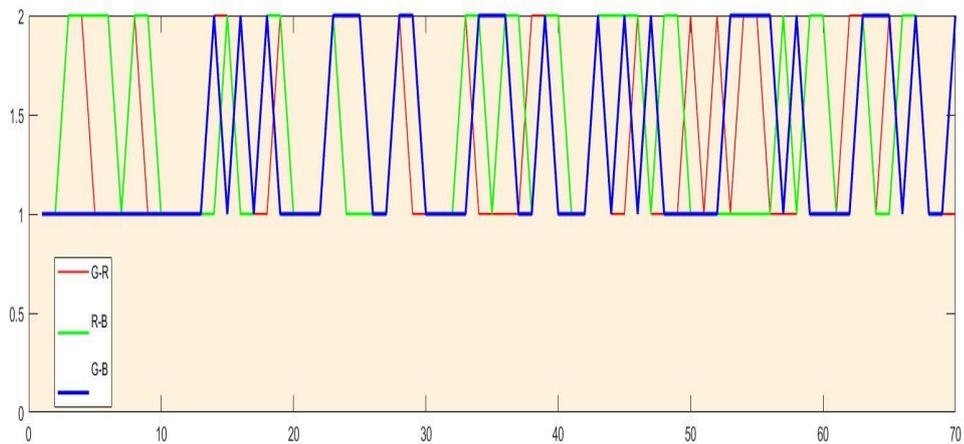


figura 3.20. Respuesta de la validación del primer paciente sin diabetes. Autor.



En la figura 3.20 se observan las respuestas gráficas de la muestra de orina de Camila Hernández, una paciente de 14 años de edad sin antecedentes diabéticos. La curva roja representa la validación realizada con las capas de color verde y rojo (G-R), la curva verde representa la validación con las capas de color rojo y azul (R-B) y la curva azul representa la validación de las capas verde y azul (G-B). Nótese que las curvas toman dos valores, 1 y 2, el valor 1 indica que el paciente no contrae diabetes, el valor 2 indica que el paciente contrae diabetes. Para diagnosticar la diabetes se fusionan las tres redes neuronales por medio de un algoritmo, con ayuda de un contador se puede sumar la cantidad de valores en 1 implícitos en cada red y lo mismo para la cantidad de valores en 2, finalmente se realiza una suma de los valores en 1 y por otro lado la suma de valores en 2 por cada red y se clasifica según la mayoría, si la suma de valores en 1 es más de un 70% mayor que los valores en 2 entonces el paciente está sano, de lo contrario si la suma de los valores 2 es más de un 70% mayor entonces el paciente presenta diabetes. Si llegado el caso el paciente no puede ser diagnosticado porque los valores procesados se salen de dicho rango se baja el umbral de hasta un 60%, si esto no funciona se hace inconcluso el diagnóstico por medio de este método. Para el caso de Camila Hernández se comprobó por medio de la validación que no contrae diabetes, es una paciente sana, esto se concluyó porque la suma total de valores en 1 es de 131 y supera el umbral del 60%, teniendo en cuenta que el máximo umbral, es decir, el 100% es de 210 valores.

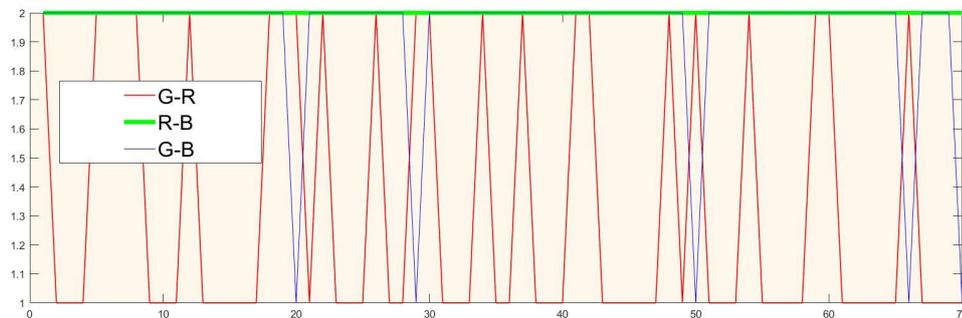


figura 3.21. Respuesta de la validación de un paciente diabético. Autor.

Al igual que en la figura 3.20 las curvas del paciente diabético corresponden a las respuestas validadas con ayuda del entrenamiento entre las respectivas capas, En este caso, puede ver que la segunda validación con las capas de colores rojo y azul (R-B) es sin duda la mejor respuesta en este caso de diabetes, ya que toma todos los valores en 2 y hace que la suma incremente, cada validación tiene un máximo de 70 valores a tomar, la validación con la red neuronal 2 tiene esos 70 valores, la validación con la red neuronal 1 tiene 24 valores en 2 y la validación con la red neuronal 3 tiene 66 valores en 2 para un total de 166; Por lo tanto el sistema reconoce que el paciente es diabético porque supera el umbral del 70%.



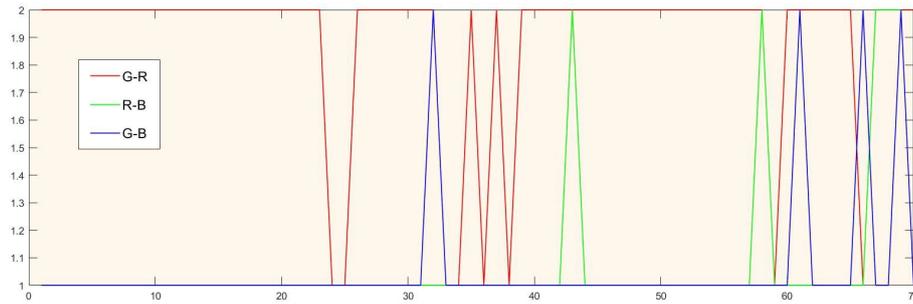


figura 3.22. Respuesta de la validación de un paciente sano. Autor.

En la figura 3.22 se ilustran los resultados obtenidos de la muestra de orina de Kevin Caballero un paciente 12 años completamente sano sin ningún antecedente diabético, nótese que la curva azul que corresponde a las capas de colores verde y azul es la que contiene más valores en 1, la suma total de valores en 1 es de 142, mientras que la suma total de valores en 2 es de 74, el sistema concluye por medio del algoritmo matemático que los valores en 1 superan en más de un 60% el umbral y por ende muestra en pantalla que el paciente no presenta diabetes.



CAPÍTULO 4



Autor: Edwin Andrés Arango Araque
Director: Luis Enrique Mendoza

4. CONCLUSIONES

Se logró obtener diferentes muestras de orina de personas que presentaban la enfermedad de la diabetes, estas personas estaban certificadas médicamente como pacientes diabéticos, pacientes que tenían problemas de azúcar, sin importar si tenían o no el nivel de azúcar alto, lo que se quiso e hizo desde un principio fue procesar las muestras de orina por medio de la electrólisis y se pudo hacer el tratamiento de las imágenes adquiridas con las que se entrenaron las redes neuronales, además también se pudieron conseguir las muestras de orina de pacientes sanos certificados médicamente de que no presentaban la enfermedad de la diabetes, esto abrió las puertas a el entrenamiento de la red neuronal de pacientes sin diabetes.

Se diseñó un sistema electrónico capaz de realizarle el proceso de la electrólisis a la muestra de orina del paciente a diagnosticar, el diseño fue un éxito, gracias al sistema desarrollado se pudo ajustar un voltaje estable de 8 V, y a su vez se pudo inyectar corriente a la muestra de orina por dos minutos exactos, el sistema electrónico facilitó todo el proceso en el desarrollo del método, esto porque permitía ver en pantalla el estado del proceso de la electrolisis, además por ser un sistema que se automatizó por medio de algoritmos sólo bastaba con oprimir un pulsador para aplicar voltaje a la muestra de orina, por ende se puede decir que cualquier muestra de orina a analizar puede ser procesada sin ningún problema por este sistema electrónico.

Se realizó un algoritmo que tuvo como finalidad cargar las imágenes, procesar imágenes, extraer patrones y además clasificar muestras de orina de pacientes sanos y pacientes diabéticos, en cuanto a la carga de las imágenes no hubo ningún problema ya que el algoritmo desarrollado en el programa MATLAB y este permite cargar y visualizar imágenes de manera sencilla, por otro el procesamiento de la imagen requirió de más esfuerzo ya que hacía falta ver a simple vista que características físicas eran diferentes entre la diabetes y las personas sanas. Cuando se adquirieron las imágenes se separaron los dos grupos, el diabetes y el de personas sanas y se notó que el factor más distintivo entre los dos equipos era el color, así que se procedió pasar las imágenes a las capas de color rojo, verde y azul para operar restas entre ellas y hacer más visible el patrón característico, el resultado fue esplendido, ya que cuando se ingresaron a las etapas de clasificación tres redes neuronales dieron como resultado 0% de error, por ende se puede decir que el algoritmo puede ser utilizado para diagnosticar diabetes.



Hasta el momento la validación del sistema ha demostrado que el proyecto presenta una eficacia de un 80%, a pesar de que se diagnosticaron solo tres personas, entre ellas dos pacientes y un paciente diabético se pudo ver que hay diferentes patrones que certifican que el sistema tiene una enorme posibilidad de competir contra otros métodos.

CAPÍTULO 5



Autor: Edwin Andrés Arango Araque
Director: Luis Enrique Mendoza

5. TRABAJOS FUTUROS

Para el mismo caso de la diabetes con este increíble método se pueden realizar investigaciones a futuro que comprometan diagnósticos más fuertes como es el caso del cáncer en varias partes del cuerpo, un caso muy especial es el del cáncer de próstata, este podría representar muy buenos patrones característicos implementando la electrólisis, por lo general existen varias anomalías presentes en el organismo de una persona con cáncer y uno de los primeros síntomas suele presentarse en la orina; entonces como no decir que el cáncer de próstata es un gran candidato a investigar, es una excelente idea seguir con este proceso de diagnóstico para este tipo de pacientes.

Por otro lado algo muy básico como lo es el nivel de deshidratación del organismo, todos generamos un cambio de color en nuestra orina a causa de falta o sobra de agua en nuestro cuerpo, es decir; si la orina presenta este tipo de cambios claramente existe la oportunidad de identificar el estado de deshidratación en el organismo por medio de la visión artificial, habría que ver el estado original de la orina y compararlo, aunque razonablemente se cree que no es necesario aplicar el proceso de la electrólisis sino más bien pasar directamente a la adquisición de la imagen de la muestra y realizar un debido procesamiento y clasificación.

Este exitoso proyecto abre las puertas a una gran cantidad de enfermedades, todo esto puede ser posible si la enfermedad presenta cambios químicos o físicos en la orina, así como se puede detectar la diabetes también se podría analizar en un futuro el nivel azúcar o glucosa en el organismo sin necesidad de tener que estar haciendo pruebas de sangre que suelen ser muy dolorosos para el paciente, este es un método no invasivo que nos da la oportunidad de realizar diagnósticos menos doloroso e incluso peligrosos para las personas. Ahora bien, si el examen de nivel de glucosa fuese exitoso, esto abre puertas a la investigación de niveles de PH, cetonas, bilirrubina, urea y un sin fin de análisis de los compuestos presentes en la orina que pueden ser característicos de una posible enfermedad por un alto o bajo nivel de estos.



CAPÍTULO 6



Autor: Edwin Andrés Arango Araque
Director: Luis Enrique Mendoza

6. REFERENCIAS

[1] Dra. Liji Thomas, M., 2020. *Composición De La Orina: ¿Cuál es normal?* . [en línea] News-Medical.net. Disponible en: <[https://www.news-medical.net/health/Urine-Composition-Whats-Normal-\(Spanish\).aspx](https://www.news-medical.net/health/Urine-Composition-Whats-Normal-(Spanish).aspx)> [Consultado el 3 de junio de 2020].

[2] Gómez-Biedma, S., Soria, E. and Vivó, M., 2020. *Análisis Electroquímico*. [online] Scielo.isciii.es. Available at: <http://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-79732002000100005> [Accessed 3 June 2020].

[3] Peñaranda Verdú, A., 2020. *Sistema De Visión Para La Detección De Suciedad En Cristales AR En Una Planta Termosolar*. [online] Repositorio.upct.es. Available at: <<https://repositorio.upct.es/bitstream/handle/10317/6545/tfg-pe%C3%B1- sis.pdf?sequence=1>> [Accessed 19 June 2017].

[4] Juan Albarracín, J., 2020. *DISEÑO, ANÁLISIS Y OPTIMIZACIÓN DE UN SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE IMÁGENES BASADAS EN CONTENIDO PARA IMAGEN PUBLICITARIA*. [online] Volaya.github.io. Available at: <<https://volaya.github.io/libro-sig/chapters/Imagenes.html>> [Accessed 3 June 2020].

[5] MONTENEGRO BERMÚDEZ, A. and PARADA ROJAS, C., 2020. *DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE DETECCIÓN DE MALEZAS EN CULTIVOS CUNDIBOYACENSES*. [online] Repository.ucatolica.edu.co. Available at: <<https://repository.ucatolica.edu.co/bitstream/10983/3202/4/DISE%C3%91O%20E%20IMPLEMENTACI%C3%93N%20DE%20UN%20SISTEMA%20DE%20DETECCI%C3%93N%20DE%20MALEZAS%20EN%20CULTIVOS%20CUNDIBOYACENSES.pdf>> [Accessed 3 June 2015].



[6] Sucar, L., 2020. *Visi'On Computacional*. [online] Ccc.inaoep.mx. Available at: <<https://ccc.inaoep.mx/~esucar/Libros/vision-sucar-gomez.pdf>> [Accessed 3 June 2020].

[7] Fotonostra.com. 2020. *Resolución De Una Imagen: El Número De Píxeles*. [online] Available at: <<https://www.fotonostra.com/digital/numeropixeles.htm>> [Accessed 3 June 2020].

[8] QUISPE ADUVIRI, M., 2020. *RECONOCIMIENTO DE GESTOS PARA LA INTERACCIÓN POR COMPUTADOR, CON REALIDAD AUMENTADA*. [online] Repositorio.umsa.bo. Available at: <<https://repositorio.umsa.bo/bitstream/handle/123456789/7814/T.2768.pdf?sequence=1&isAllowed=y>> [Accessed 3 June 2020].

[9] Julián, G., 2020. *Las Redes Neuronales: Qué Son Y Por Qué Están Volviendo*. [online] Xataka.com. Available at: <<https://www.xataka.com/robotica-e-ia/las-redes-neuronales-que-son-y-por-que-estan-volviendo>> [Accessed 5 June 2020].

[10] Es.qwe.wiki. 2020. Red Neuronal De Regresión General - General Regression Neural Network - Qwe.Wiki. [online] Available at: <https://es.qwe.wiki/wiki/General_regression_neural_network#:~:text=Red%20neuronal%20de%20regresi%C3%B3n%20generalizada,la%20I%C3%ADnea%20de%20sistemas%20din%C3%A1micos%20.>> [Accessed 11 June 2020].



CAPÍTULO 7



Autor: Edwin Andrés Arango Araque
Director: Luis Enrique Mendoza

7. ANEXOS

```
∞ electrolisis Arduino 1.8.12
Archivo Editar Programa Herramientas Ayuda
✓ → 📄 ⬆️ ⬇️
electrolisis

pinMode(ROJO, OUTPUT);
pinMode(VERDE, OUTPUT);
pinMode(AZUL, OUTPUT);
  lcd.setCursor(0, 0); // ubica cursor en columna 0 y linea 0
lcd.print("PROCESO"); // escribe el texto
lcd.setCursor(0, 1); // ubica cursor en columna 0 y linea 1
lcd.print("EN ESPERA.");
}

void loop(){

  if (digitalRead(INICIO) == HIGH){
    lcd.setCursor(0, 0); // ubica cursor en columna 0 y linea 0
    lcd.print("ELECTROLISIS"); // escribe el texto
    lcd.setCursor(0, 1); // ubica cursor en columna 0 y linea 1
    lcd.print("EN PROCESO.");
    digitalWrite(RELE, HIGH);
    digitalWrite(AZUL, HIGH);
    digitalWrite(VERDE, LOW);
    digitalWrite(ROJO, LOW);
    delay(12000);
    digitalWrite(VERDE, HIGH);
    lcd.setCursor(0, 0); // ubica cursor en columna 0 y linea 0
    lcd.print("PROCESO"); // escribe el texto
    lcd.setCursor(0, 1); // ubica cursor en columna 0 y linea 1
    lcd.print("TERMINADO.");
  }
  else{

    digitalWrite(RELE, LOW);
    digitalWrite(ROJO, HIGH);
    digitalWrite(AZUL, LOW);
  }
}
}
```

Figura 7.1. Código del sistema automatizado para la inyección de corriente implementado en arduino. Autor.



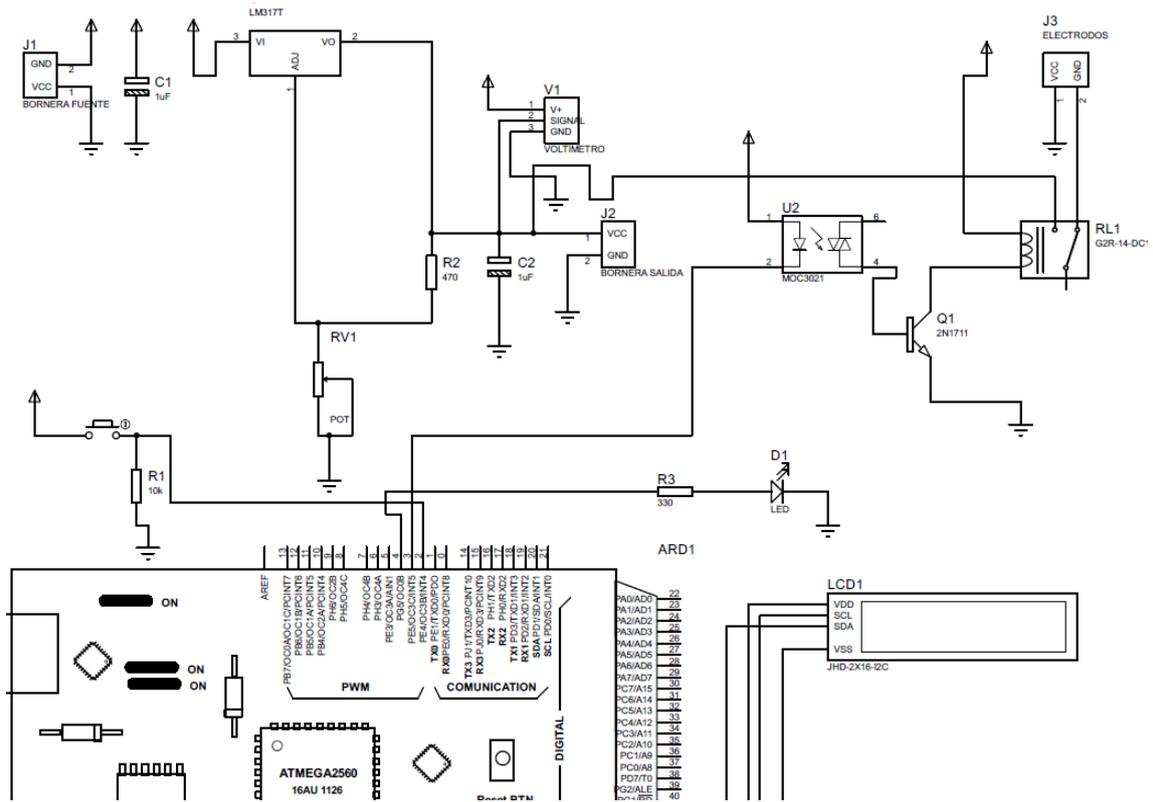


Figura 7.2. Circuito regulador de voltaje con LM317T utilizado para variar el voltaje del en la inyección de corriente. Autor.

