

Modelo de clasificación de nódulos tiroides a través de imágenes de centellografía utilizando tecnologías de Machine Learning

Bladimir Rodolfo Calcina Choque
Postgrado en Informática
Universidad Mayor de San Andrés
La Paz - Bolivia
bladimir.calcina@gmail.com

Resumen—La tiroides es una glándula endocrina en forma de mariposa, que produce hormonas que ayudan al cuerpo a controlar el metabolismo. Existen varias enfermedades como el hipertiroidismo, hipotiroidismo, nódulos tiroideos, estos últimos se pueden clasificar utilizando imágenes de centellografía. El análisis médico a través de imágenes tiene un rol importante en muchos de los procedimientos para el diagnóstico de enfermedades.

Palabras clave—*machine Learning, redes neuronales convolucionales, matriz de confusión, centellografía, tiroides, nódulos fríos.*

I. INTRODUCCIÓN

Los avances tecnológicos permiten a las diferentes ciencias mejorar los procesos que realizan, incorporar nuevas funcionalidades para optimizar tiempos. Una ciencia que está apostando por el uso de estas nuevas tecnologías es medicina, puesto que los pacientes generan una enorme cantidad de información, brindando la posibilidad de crear herramientas que permitan colaborar en el diagnóstico y estudio de diferentes patologías.

Las enfermedades tiroideas son un problema para la sociedad, porque generan una disminución en la calidad de vida de las personas, manifestándose como dolor de garganta, cansancio excesivo, irritabilidad, subida de peso sin motivo entre otras. La tiroides es una glándula perteneciente al sistema endocrino, cuya función principal es liberar a la sangre hormonas tiroideas T3 (triyodotironina) y T4 (tiroxina o tetrayodotironina), las cuales intervienen en el desarrollo del sistema nervioso, procesos cognitivos, regulan el metabolismo y quema de calorías que influyen en todas las células del organismo que son necesarias para controlar las funciones de casi todos los órganos del cuerpo [1].

Las enfermedades tiroideas más comunes son: hipertiroidismo (exceso de generación de hormonas tiroideas), hipotiroidismo (no se producen suficientes hormonas), bocio (agrandamiento de la hormona tiroidea) el cual puede ser difuso, nodular o multinodular o cáncer de tiroides, a las protuberancias se las llaman nódulos tiroideos, la mayoría son benignos, pero dos o tres de veinte casos son cancerosos [3]. Dentro del grupo de nódulos tiroideos los nódulos fríos son los más importantes en identificar, puesto que del 15 al 20% tienen probabilidad de ser cancerosos [2].

En el año 2013 el 9% de la población española tenían enfermedades tiroideas, el cáncer de tiroides supone el 3,8% del total mundial de casos de cáncer, siendo responsable del 0,3% de la mortalidad, es decir, una de cada mil personas fallece por cáncer de tiroides [4]. La Asociación Española de Cáncer de Tiroides indica que la incidencia anual estimada de aparición de nódulos tiroideos es del 0.1%, en una población estimada de 46.116.779, se espera que se desarrollen alrededor de 46.000 nuevos nódulos tiroideos [3].

El hospital Miguel Servet de Zaragoza – España, realizó una evaluación de la capacidad de los árboles de clasificación y regresión para la valoración ecográfica de los nódulos tiroideos malignos, donde se concluyó que esta tecnología proporciona una herramienta muy simple [7]. El departamento de Ingeniería Médica de la universidad de Otto-von-Guericke (Alemania) utilizó imágenes obtenidas por ultrasonido para clasificar por tamaño y forma de la tiroides mediante algoritmos como: Active Countours without Edges (ACWE), Pixel Based Classifier (PBC), Random Forest Classifier (RFC) y Convolutional Neural Network (CNN), donde los algoritmos RFC y CNN tuvieron mejor rendimiento [9].

En Bolivia se ha encontrado una investigación sobre el diagnóstico de cáncer de tiroides en la UMSA, basándose en un conjunto de reglas usando una base de conocimientos generada a partir de la experiencia de un especialista [6]. En una entrevista del periódico Los Tiempos a un galeno de CNS, se observó que el 25% de las consultas a endocrinología son por enfermedades de la glándula tiroides y uno de cada 3 pacientes operados tiene cáncer [5].

Para el tratamiento de algunas enfermedades se necesita centros de salud especializados, en el país se cuenta con el Instituto Nacional de Medicina Nuclear (INAMEN) para colaborar en los diagnósticos. Según información proporcionada desde el año 2011 hasta octubre de 2018 se tienen aproximadamente más de 6.000 casos de enfermedades de tiroides, teniendo un promedio de 6 a 8 casos por día, los pacientes provienen de diferentes centros de salud del país, dada la cantidad de solicitudes que reciben se tiene demora en la entrega de resultados en 24 horas adicionales. Para la evaluación del diagnóstico se recurre al criterio de los especialistas, pero con los avances tecnológicos que se tiene, se pretende crear una

Para referenciar este artículo (IEEE):

[N] B. Calcina, «Modelo de clasificación de nódulos tiroides a través de imágenes de centellografía utilizando tecnologías de Machine Learning», *Revista PGI. Investigación, Ciencia y Tecnología en Informática*, n° 8, pp. 26-30, 2020.



herramienta que permita colaborar en el diagnóstico médico y comenzar a generar estadísticas.

Al comenzar la investigación, nos preguntamos ¿Con que nivel de precisión se puede crear un modelo basado en machine Learning que permita colaborar en el diagnóstico del médico especialista a partir de imágenes de centellografía de tiroides?, determinar el nivel de precisión en el desarrollo del modelo es el objetivo de la investigación, para eso se estudió el procedimiento que realiza la institución y recopilamos imágenes tomadas por centellografía, para crear un modelo de ayuda en el diagnóstico médico.

II. INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y MACHINE LEARNING

A. Inteligencia Artificial

Entre muchas de las definiciones que existen, podemos decir que: la inteligencia artificial es la rama de las ciencias computacionales que se encarga del estudio de la inteligencia humana en elementos artificiales, desde el punto de vista de la ingeniería, propone la creación de elementos que posean un comportamiento inteligente [10], en otras palabras es la ciencia que trata de imitar la inteligencia humana a través de diferentes técnicas y dar a una computadora la capacidad de pensar como humano, reconocer de manera visual los objetos o texto, etc.

B. Machine Learning

Machine Learning o aprendizaje automático, es un área de la inteligencia artificial, cuyo objetivo es el estudio de los patrones usando ciencias como matemáticas, estadística, ciencias de la computación y procesos de ingeniería para que las computadoras puedan aprender [11].

C. Aprendizaje Supervisado

En los algoritmos de aprendizaje supervisado se genera un modelo predictivo utilizando datos de entrada y salida, se habla de aprendizaje supervisado cuando se tiene un conjunto de datos que han sido anteriormente etiquetados y clasificados, es decir, que ya sabemos los datos a que grupo, valor o categoría pertenecen [12].

D. Redes Neuronales

Las redes neuronales son un intento de reproducir el funcionamiento del cerebro humano en una computadora, simulando las capacidades de memorizar y asociar hechos, lo que permite ir generando experiencia que posteriormente puede ser usada para resolver algún problema a través de esas capacidades [13]. Las redes neuronales son modelos matemáticos que permiten hacer el tratamiento de información inspiradas en neuronas humanas, las neuronas son las unidades básicas que están organizadas en capas (entrada, oculta y salida).

Para generar los datos de salida se utilizan funciones de activación, estas definen los valores que pasan o se quedan, siendo muy importantes en el aprendizaje profundo para la clasificación, entre las usadas tenemos a: función threshold, sigmoide, ReLU, etc.

E. Redes Neuronales Convolucionales

Las redes neuronales convolucionales (CNN por las siglas en inglés de Convolutional Neural Network), son similares a las redes multicapa, con la principal ventaja que cada parte de la red se entrena para realizar una tarea específica, esta característica permite reducir el número de capas ocultas, generando que el entrenamiento sea más rápido [11]. Este tipo de redes son muy

utilizadas para el reconocimiento y análisis de imágenes, gracias a sus capacidades de reconocer características como detección de bordes, líneas, etc.

F. Matriz de confusión

Una herramienta útil para evaluar si un algoritmo de clasificación funciona de manera adecuada o no, es la matriz de confusión, mediante ella podemos obtener métricas para evaluar las predicciones del modelo [14]. La matriz tiene la siguiente estructura:

TABLA I. MATRIZ DE CONFUSIÓN

	Predicción	
	N (modelo)	P (modelo)
N (real)	Negativos reales (a)	Falsos positivos (b)
P (real)	Falsos negativos (c)	Positivos reales (d)

Fuente: Recuero, 2018.

Las métricas que se obtienen a partir de esta matriz son:

- Precisión, representa la proporción entre el número de diagnósticos correctas (tanto positivas como negativas) y el total de diagnósticos:

$$AC = \frac{a+d}{a+b+c+d} \quad (1)$$

- Sensibilidad, es la proporción de casos positivos que fueron correctamente identificadas por el algoritmo:

$$TP = \frac{d}{c+d} \quad (2)$$

- Especificidad, es la proporción de los casos negativos que el algoritmo ha clasificado correctamente:

$$TN = \frac{a}{a+b} \quad (3)$$

III. MÉTODOS

Esta fue una investigación aplicada y tiene un diseño no experimental porque solo se observó y analizó la información en su situación actual, sin manipular ningún dato, además fue longitudinal porque se recolectaron imágenes en diferentes periodos de tiempos [8]. La técnica de investigación fue por observación, donde se siguieron los siguientes pasos:

- Revisión de material bibliográfico
- Aplicación de la metodología
 - Establecer los objetivos a ser medidos
 - Seleccionar las imágenes para la investigación
 - Establecer algoritmo para el estudio
 - Recopilar y analizar datos
 - Informar y documentar los resultados

Para la creación del modelo, se realizó el siguiente trabajo:

A. Análisis de situación actual

El INAMEN para el estudio de los nódulos tiroideos mediante imágenes con centellografía utiliza algunos radiofármacos (yodo radioactivo y pertechnetato). El yodo radioactivo es ingerido vía oral y es retenido selectivamente por la tiroides, donde se organifica e incorpora en las hormonas tiroideas, debido a la rápida absorción, captación y organificación del yodo, la radioactividad es detectada en la glándula tiroidea a los pocos minutos, alcanzando la luz tiroidea a los 20 o 30 minutos. Por otro lado, el bajo coste del pertechnetato Tc-99m y la fácil disponibilidad, han contribuido a que este radiofármaco se haya empleado como alternativa

al yodo radioactivo para la obtención de gammagrafías tiroideas, la administración es vía intravenosa [1].

Todos los pacientes que acuden a la institución son referidos, vale decir, que todos acuden con una orden médica de algún centro de salud, que previamente ha identificado alguna anomalía en la tiroides del paciente, entonces se programa una fecha y hora para toma de la imagen, remitiéndose el resultado al especialista de endocrinología para la evaluación y elaboración del respectivo informe.

B. Recopilación de información y construcción del modelo

Para el desarrollo del modelo se consideró la metodología propuesta por Román [15] como se muestra en la figura 1, para tener una guía sobre el trabajo a realizar.

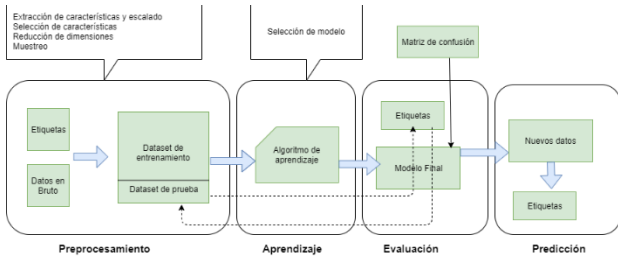


Fig. 1. Metodología para desarrollo. Fuente: [ROMAN, 2019]

El modelo de clasificación busca coadyuvar a los profesionales médicos en el proceso de diagnóstico de nódulos tiroideos por imágenes de centellografía.

Las imágenes proporcionadas se encontraban en archivos Word ordenados en carpetas y para obtener las imágenes se realizaron los siguientes pasos:

- Se creó una aplicación en .net para leer los archivos Word, obtener las imágenes y guardarlas en carpetas.
- Los informes tienen una sección de conclusiones, donde el especialista luego de haber examinado las imágenes, establece una conclusión y especifica el diagnóstico en el documento mencionado (Fig.1), a partir de este dato se desarrolló una aplicación en .net para realizar la clasificación y organización de imágenes para el entrenamiento y validación de la red neuronal.
- Las imágenes tenían información no relevante para el entrenamiento, como ser bordes demasiados gruesos, manchas o texto al lado de las imágenes de la tiroides, tamaños diferentes, se tuvo que limpiar lo mencionado.

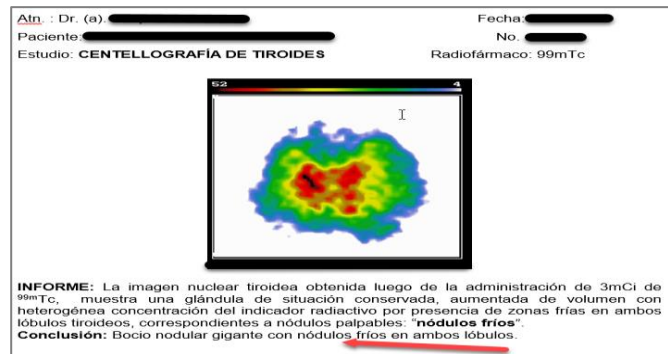


Fig. 2. Imagen de nódulo frío. Fuente: [INAMEN, 2018]

C. Entrenamiento

Una vez obtenidas y preparadas las imágenes, se comienza el entrenamiento, se trabajó con un total de 5.698 imágenes:

TABLA II. CANTIDAD DE IMÁGENES UTILIZADAS

Tipo	Cantidad
Nódulo difuso	841
Nódulo frío	2.853
Bocio Nodular	644
Nódulo normal	1.209
Tiroiditis	151
Total:	5.698

El modelo de clasificación utilizó dos convoluciones para extraer las diferentes características como bordes, sombras, texturas y contrastes, usando 32 filtros de 3x3, el incremento de convoluciones solo aumentó el tiempo de procesamiento y no ayudo a mejorar la precisión. Al final se utilizó una capa de aplanamiento con función de activación softmax con 5 neuronas utilizadas (ver figura 3) y así poder normalizar la salida y este de acuerdo al "hot encoding" (codificación de variables).

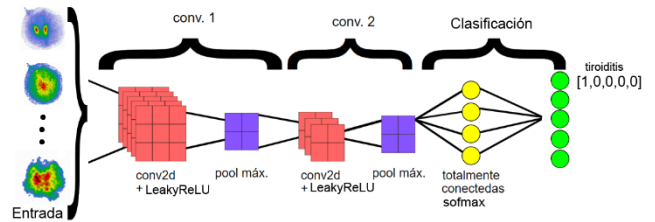


Fig. 3. Modelo de clasificación de imágenes

Las herramientas utilizadas para el desarrollo del modelo, se usó Anaconda Navigator, Tensorflow, Scikit-Learn y Python.

Se usó el 80% para el entrenamiento y 20% para la validación, se construyó en el modelo con CNN, de las iteraciones realizadas se obtuvieron los siguientes valores:

TABLA III. PRECISIÓN CALCULADA POR SCIKIT-LEARN POR ITERACIONES

Nro. de épocas	Micro promedio	Macro promedio	Promedio ponderado
50	64	68	64
80	67	64	66
150	67	66	67
250	66	68	68
500	67	68	67
1000	69	69	69
2000	67	69	67
3000	67	69	66

Donde, las iteraciones con 1000 épocas fue la que obtuvo mejor promedio en la precisión (ver figura 4), al incrementar las iteraciones no mejoró la red neuronal, uno de los motivos se debe a que existen imágenes que pertenecen a un mismo grupo, pero no seguían un mismo patrón, como se puede ver en las figuras 5 y 6. Entonces al realizar más iteraciones se proporcionaba más información que solo confundía a la red neuronal.

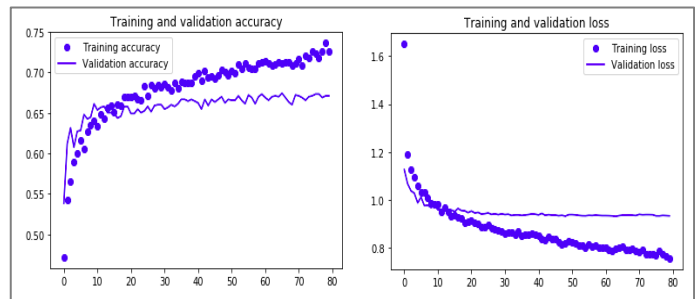


Fig. 4. Exactitud y pérdida de entrenamiento y validación

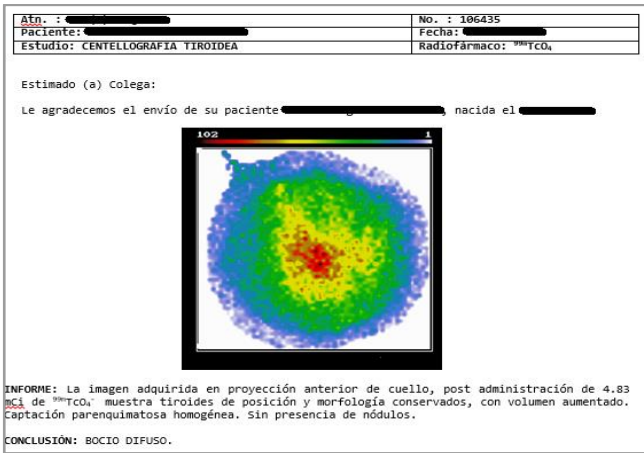


Fig. 5. Imagen de bocio difuso. Fuente: [INAMEN, 2018]

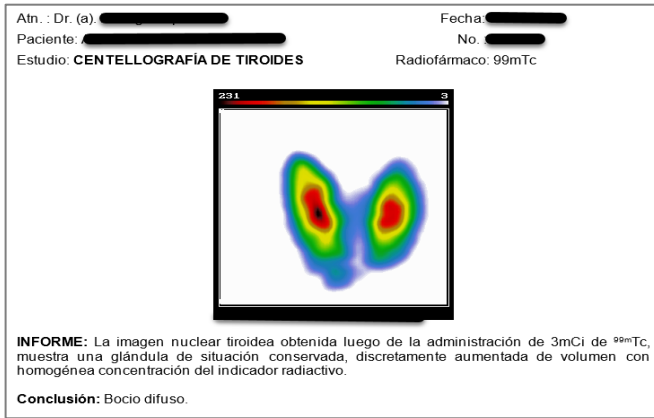


Fig. 6. Imagen de bocio difuso. Fuente: [INAMEN, 2018]

IV. RESULTADOS

a) Evaluación

Para la evaluación de los resultados obtenidos, se utilizó la matriz de confusión, para calcular precisión, especificidad y sensibilidad. *Scikit-learn* permite obtener valores del modelo creado.

Las columnas representan las predicciones que realizó el modelo y las filas son los valores reales, luego calculamos los valores falsos positivos (FP) y falsos negativos (FN):

TABLA IV. CÁLCULO DE FALSOS POSITIVOS (FP) Y FALSOS NEGATIVOS (FN)

		Predicción					Totales
		T	BN	TN	BD	NF	FN
Valores reales	T	14	0	2	2	15	19
	BN	0	59	6	7	64	77
	TN	0	2	194	19	46	67
	BD	1	3	30	74	81	83
	NF	2	17	44	28	455	91
Totales	FP	3	22	82	56	174	

Donde: **T** = Tiroiditis, **BN** = Bocio Nodular, **TN** = Tiroides Normal, **BD** = Bocio Difuso, **NF** = Nódulo Frío

El indicador de exactitud del modelo se calcula mediante la suma de los valores correctamente identificados (TP) entre la suma del total de elementos de la matriz:

$$\text{Exactitud} = \frac{\sum c_{ii}}{\sum \sum c_{ij}} = \frac{803}{1140}$$

Exactitud = 70,43

Para el cálculo de los indicadores de sensibilidad (también llamada recall), especificidad y precisión del modelo, se tuvo que calcular por cada etiqueta y promediar los valores:

TABLA V. VALORES DE SENSIBILIDAD, ESPECIFICIDAD Y PRECISIÓN

Clase o etiqueta	Sensibilidad (TP/(TP+FN))	Especificidad (TN/(TN+FP))	Precisión (TP/(TP+FP))
Tiroiditis	0,4242	0,9830	0,8335
Bocio Nodular	0,4338	0,4897	0,7283
Tiroides Normal	0,7432	0,9224	0,7028
Bocio Difuso	0,4939	0,9172	0,5912
Nódulo Frío	0,8333	0,6709	0,7233

Los indicadores anteriormente obtenidos, no se pueden promediar de forma común: sumar todos los valores y dividirlo entre el número de elementos, porque se tomaron diferentes cantidades de imágenes por clase, que no son proporcionales en cantidad por clase, entonces para este caso se utiliza el promedio ponderado (PP) que toma cada valor obtenido por el número de instancias de la clase:

$$\text{Precisión PP} = (\text{instancias TI} * \text{precisión TI}) + (\text{instancias BN} * \text{precisión BN}) + (\text{instancias TN} * \text{precisión TN}) + (\text{instancias BD} * \text{precisión bocio BD}) + (\text{instancias NF} * \text{precisión NF})$$

$$\text{Precisión PP} = \left(\frac{\# \text{ imágenes TI}}{\text{Total imágenes}} * \text{precisión TI} \right) + \left(\frac{\# \text{ imágenes BN}}{\text{Total imágenes}} * \text{precisión BN} \right) + \left(\frac{\# \text{ imágenes TN}}{\text{Total imágenes}} * \text{precisión TN} \right) + \left(\frac{\# \text{ imágenes BD}}{\text{Total imágenes}} * \text{precisión BD} \right) + \left(\frac{\# \text{ imágenes NF}}{\text{Total imágenes}} * \text{precisión NF} \right)$$

$$\text{Precisión PP} = \left(\frac{33}{1140} * 0,8335 \right) + \left(\frac{136}{1140} * 0,7283 \right) + \left(\frac{261}{1140} * 0,7028 \right) + \left(\frac{164}{1140} * 0,5912 \right) + \left(\frac{546}{1140} * 0,7233 \right)$$

$$\text{Precisión PP} = 0,7031$$

$$\text{Sensibilidad PP} = \left(\frac{\# \text{ imágenes TI}}{\text{Total imágenes}} * \text{sensibilidad TI} \right) + \left(\frac{\# \text{ imágenes BN}}{\text{Total imágenes}} * \text{sensibilidad BN} \right) + \left(\frac{\# \text{ imágenes TN}}{\text{Total imágenes}} * \text{sensibilidad TN} \right) + \left(\frac{\# \text{ imágenes BD}}{\text{Total imágenes}} * \text{sensibilidad BD} \right) + \left(\frac{\# \text{ imágenes NF}}{\text{Total imágenes}} * \text{sensibilidad NF} \right)$$

$$\text{Sensibilidad PP} = \left(\frac{33}{1140} * 0,4242 \right) + \left(\frac{136}{1140} * 0,4338 \right) + \left(\frac{261}{1140} * 0,7432 \right) + \left(\frac{164}{1140} * 0,4939 \right) + \left(\frac{546}{1140} * 0,8333 \right)$$

$$\text{Sensibilidad PP} = 0,7031$$

$$\text{Especificidad PP} = \left(\frac{\# \text{ imágenes TI}}{\text{Total imágenes}} * \text{especificidad TI} \right) + \left(\frac{\# \text{ imágenes BN}}{\text{Total imágenes}} * \text{especificidad BN} \right) + \left(\frac{\# \text{ imágenes TN}}{\text{Total imágenes}} * \text{especificidad TN} \right) + \left(\frac{\# \text{ imágenes BD}}{\text{Total imágenes}} * \text{especificidad BD} \right) + \left(\frac{\# \text{ imágenes NF}}{\text{Total imágenes}} * \text{especificidad NF} \right)$$

$$\text{Especificidad PP} = \left(\frac{33}{1140} * 0,9830 \right) + \left(\frac{136}{1140} * 0,4897 \right) + \left(\frac{261}{1140} * 0,9224 \right) + \left(\frac{164}{1140} * 0,9172 \right) + \left(\frac{546}{1140} * 0,6709 \right)$$

$$\text{Especificidad PP} = 0,7514$$

Entonces a través de la matriz de confusión se obtuvieron los indicadores mencionados en la operacionalización de variables:

- Precisión, el modelo llegó a un 70,31 %.
- Sensibilidad, se obtuvo un 70,43 % de casos correctamente identificados.
- Especificidad, se obtuvo un 75,14 % de casos negativos clasificados correctamente.

b) *Predicción*

Una vez que se entrenó y se ajustó el modelo de la red neuronal, se utilizó el modelo generado durante la fase de entrenamiento, el cual a través de una pequeña aplicación desarrollada con Python, se proporcionó diferentes imágenes al modelo para que realice la predicción a cuál de las etiquetas pertenece. Se utilizó 50 imágenes que fueron proporcionadas por la institución, donde se obtuvo los siguientes resultados:

TABLA VI. PREDICCIONES EN BASE A IMÁGENES ENVIADAS AL MODELO DE ML

Diagnóstico	Cantidad	Predicciones			
		Bocio nodular	Tiroides normal	Bocio difuso	Nódulo frío
Bocio nodular	10	5			5
Tiroides normal	10		8		2
Bocio difuso	10		2	2	6
Nódulo frío	18		3		15
Tiroiditis	2			1	1

De los resultados obtenidos en la predicción podemos mencionar lo siguiente:

- En el caso de bocio nodular, solo 5 de las 10 imágenes fueron predicciones acertadas, en las otras 5 la predicción indicó que era un nódulo frío.
- En el caso de una tiroides normal, 8 imágenes fueron predicciones acertadas, en las otras 2 predicciones el modelo indicó que era un nódulo frío.
- En el caso de bocio difuso, debido a las características de las imágenes, 2 predicciones indicaron que era una tiroides normal, 2 predicciones fueron acertadas y las otras 6 las predicciones indicaban nódulo frío.
- En el caso de los nódulos fríos, 15 de las predicciones fueron acertadas, 3 indicaron que era tiroides normal.
- Para la tiroiditis ninguna predicción fue acertada.

De los 50 casos de predicción que se utilizaron, 30 fueron predicciones acertadas, lo que equivale a decir que 60 % fueron predicciones acertadas.

V. DISCUSIÓN

Por lo expuesto, en el trabajo realizado se ha llegado a tener un nivel de precisión que fue considerado como aceptable por parte del personal de la institución, pero tiene que mejorar la

precisión para ser considerado una herramienta que realmente colabore en el diagnóstico médico.

Se necesita realizar un trabajo más detallado junto a los especialistas para mejorar la precisión, puesto que a un inicio la precisión era del 29%, pero con el ajuste de tamaño, la limpieza de manchas, líneas o textos en las imágenes, llegamos subir el nivel de precisión. Existen técnicas adicionales como la clasificación con etiquetas que pueden trabajar junto a CNN o SVM, donde el especialista médico tendría que indicar las características más relevantes que el modelo de Machine Learning tiene respecto a una enfermedad.

REFERENCIAS

- [1] L. F. M. Barragán, Guía de Aplicaciones Clínicas de Medicina Nuclear, La Paz - Bolivia, 2004.
- [2] H. Ziessman, J. O'Malley and J. Thrall, Medicina Nuclear - Los Requisitos, Elsevier Mosby, 2007.
- [3] Asociación Española de Cáncer, "Impacto Social de las enfermedades tiroideas en España," 2014. [Online]. Available: <https://www.aecat.net/wp-content/uploads/2014/07/Analisis-Impacto-Social-de-las-Enfermedades-Tiroideas-.pdf>.
- [4] La voz de Galicia, "Bocio afecta la población y habitantes de zonas montañosas" 2014. [Online]. A: <https://www.lavozdegalicia.es/noticia/lugo/lugo/2014/09/03/bocio-afecta-128-poblacion-30-habitantes-zonas-montanas-deficit-yodo/00031409768617772166240.htm>.
- [5] Los Tiempos, "Preguntas sobre la tiroides," 27 marzo 2017. [Online]. Available: <http://www.lostiempos.com/oh/tendencias/20170327/10-preguntas-tiroides>.
- [6] M. C. Chambi, Sistema experto para el diagnóstico de cáncer tiroideo basados en redes neuronales, La Paz - Bolivia, 2014.
- [7] C. Franco, F. Pardo, R. Laborda and C. Pérez, "Aplicación de la técnica de árboles de clasificación y regresión en la valoración ecográfica de los nódulos tiroideos," Revista Argentina de Radiología, p. 11, 2017.
- [8] R. Fernández, C. C. Fernández y P.L. Baptista, "Metodología de la Investigación", México DF: McGraw Hill, 2014.
- [9] P. Poudel, A. Illanes, D. Sheet and M. Friebe, "Evaluation of commonly used algorithms for thyroid ultrasound images segmentation and improvement using Machine Learning approaches," Journal of Healthcare Engineering, p. 13, 2018.
- [10] J. J. Romero, C. Dafonte, Á. Gómez and F. Penousal, Inteligencia Artificial y Computación Avanzada, Santiago de Compostela, 2007.
- [11] F. Contreras, "Introducción a Machine Learning," 2016. [Online]. Available: https://www.zemania.com/recursos-zemania/whitepapers/DTS/Machine_learning.pdf.
- [12] J. G. Luna, "Medium," 8 febrero 2018. [Online]. Available: <https://medium.com/soldai/tipos-de-aprendizaje-autom%C3%A1tico-6413e3c615e2>.
- [13] D. Matich, "Redes neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones" p.55, 2001
- [14] P. Recuero, "Machine Learning a tu alcance: La matriz de confusión" 23 enero 2018. [Online]. Available: <https://data-speaks.luca-d3.com/2018/01/ML-a-tu-alcance-matriz-confusion.html>.
- [15] P. Roman, "Introducción a Machine Learning", 6 febrero 2019. [Online]. Available: <https://medium.com/datos-y-ciencia/introduccion-al-machine-learning-una-gu%C3%ADa-desde-cero-b696a2ead359>.

Breve CV del autor

Bladimir Rodolfo Calcina Choque es Licenciado en Informática.

Cumple actividad laboral como desarrollador de software en el sector gubernamental y privado. Su interés investigativo es sobre nuevas tecnologías. Email: bladimir.calcina@gmail.com.