**Trabajo módulo salud**

**Por: Alejandra Aguirre Monsalve, Laura Herrera Giraldo, Carlos Enrique Vásquez Ortiz y Yuddy Lorena Giraldo Valencia**

**Descripción del problema.**

El hospital El Bochinche enfrenta un desafío crítico debido a la repentina afluencia de un gran número de pacientes con síntomas sospechosos de Tuberculosis (TB). Esta avalancha de casos ha excedido la capacidad del hospital para realizar diagnósticos, ya que los especialistas disponibles tardan aproximadamente tres semanas en proporcionar resultados. El diagnóstico puede realizarse mediante exámenes de sangre, cuyos costos oscilan entre $50,000 y más de $100,000, o mediante análisis de rayos X, estos últimos con un costo de entre $30,000 y $50,000. Esta situación es particularmente preocupante, dado que los retrasos en el diagnóstico y tratamiento de la TB pueden resultar en un rápido deterioro de la salud de los pacientes. Además, estos retrasos no solo comprometen la salud y el bienestar de los pacientes, sino que también pueden generar costos adicionales para el hospital, como tratamientos más intensivos, hospitalizaciones prolongadas y la gestión de casos más avanzados y complicados de la enfermedad. Por lo tanto, el problema que se busca abordar es la demora en la obtención de resultados en los estudios de diagnóstico para la tuberculosis, así como la reducción de los costos asociados.

**Problema analítico.**

Crear un modelo entrenado para diagnosticar la TB que representa una herramienta crucial en la lucha contra esta enfermedad. Estos modelos permiten agilizar y mejorar la precisión de los diagnósticos, reduciendo la carga sobre los médicos especialistas y acelerando el inicio del tratamiento. Además, esta tecnología contribuye a optimizar los recursos y a hacer más eficiente el sistema de salud, facilitando así el acceso al diagnóstico y tratamiento oportuno para aquellos afectados por la TB.

**Diseño de la solución****.**

1. Las radiografías de tórax de los pacientes se almacenan de forma segura en una carpeta dedicada en un servidor, identificadas con el número de documento del paciente.

2. Dos veces al día, a las 7:00 a. m. y a las 4:00 p. m., se ejecuta automáticamente un código que analiza las radiografías almacenadas. Este código emplea un modelo de aprendizaje automático previamente entrenado para predecir la presencia de signos de tuberculosis en las imágenes.

3. Se establecen tres categorías de probabilidad para la predicción de tuberculosis:

* Si la probabilidad es mayor o igual al 60%, se considera que el paciente tiene tuberculosis y se le deriva directamente a un equipo de especialistas en enfermedades pulmonares para su atención.
* Si la probabilidad está entre el 30% y el 60%, el paciente se remite a un diagnóstico por parte del personal médico en un plazo de 5 días. Durante este periodo, se analiza la historia clínica del paciente y los resultados de otras pruebas para confirmar el diagnóstico y prescribir un tratamiento adecuado.
* Si la probabilidad es inferior al 30%, se considera que el paciente no tiene tuberculosis y se le proporcionan resultados normales.

4. Diariamente, durante las primeras horas de la mañana, el modelo de aprendizaje automático se actualiza con la información de las radiografías revisadas por los especialistas. Esta actualización constante permite mejorar la precisión y eficiencia del modelo en la detección temprana de signos de tuberculosis.

**Datos del modelo.**

|  |  |
| --- | --- |
| **Entrenamiento** | **Evaluación** |
| Normal: 2800 (84%) imágenes de radiografías -train/Normal. | Normal: 700 (16%) imágenes de radiografías -test/Normal. |
| Tuberculosis: 560 (16%) imágenes de radiografías con tuberculosis -train/Tuberculosis. | Tuberculosis: 140 (84%) imágenes de radiografías con tuberculosis -test/Tuberculosis. |

**Selección de variables.**

En el trabajo con imágenes, no es posible seleccionar variables directamente, pero se puede analizar la resolución de la imagen. En nuestro caso, las imágenes tenían una resolución inicial de 512 píxeles, sin embargo, con el objetivo de reducir las dimensiones y simplificar el modelo, decidimos reducir la resolución a 100 píxeles. Aunque no investigamos cómo esta reducción de resolución afectaba el comportamiento del modelo, observamos que, al reducir la dimensionalidad, el modelo no comprometió su rendimiento. De hecho, con estas dimensiones reducidas, el rendimiento del modelo seguía siendo muy bueno.

**Selección de métricas.**

Es fundamental encontrar un equilibrio entre la identificación precisa de los pacientes con TB y la minimización de los casos positivos incorrectos para garantizar la eficacia de un modelo de diagnóstico. La clasificación incorrecta de muchos pacientes como negativos cuando realmente tienen TB (falsos negativos) puede llevar a tratamientos inadecuados o la ausencia de tratamiento, con consecuencias graves para la salud del paciente y aumentando los costos a largo plazo. Por otro lado, clasificar incorrectamente a muchos pacientes como positivos cuando no tienen TB (falsos positivos) puede resultar en gastos innecesarios en pruebas adicionales o tratamientos, y aumentar la carga sobre el sistema de salud.

El Área bajo la Curva (AUC), al evaluar la capacidad del modelo para distinguir entre pacientes con TB y aquellos sin ella, contribuye a encontrar un equilibrio entre estos dos escenarios. Un AUC más alto indica que el modelo es más efectivo para discriminar entre casos positivos y negativos, lo que sugiere que se están minimizando tanto los falsos positivos como los falsos negativos. En otras palabras, un AUC alto indica que el modelo clasifica correctamente a la mayoría de los pacientes con TB como positivos y a la mayoría de los pacientes sin TB como negativos, reduciendo tanto los costos como los riesgos asociados con un diagnóstico incorrecto.

**Selección de algoritmos y técnicas.**

Para abordar este problema, se han elegido las redes neuronales estándar y las redes neuronales convolucionales. Estas redes poseen la capacidad de aprender representaciones complejas de los datos. En el caso de las imágenes radiográficas, estas representaciones pueden incluir características sutiles y variadas que son indicativas de la presencia de TB, tales como opacidades, cavidades y consolidaciones, entre otras. Además, son altamente flexibles y escalables, lo que significa que pueden adaptarse a diferentes conjuntos de datos y problemas. Su rendimiento tiende a mejorar con conjuntos de datos más grandes, lo cual es beneficioso para el desarrollo de modelos precisos de detección de TB.

**Comparación y selección de técnicas.**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **Red neuronal estándar - Epoch 10/10** | | **Red convolucional - Epoch 10/10** | |
| **Métrica** | **Train** | **Test** | **Train** | **Test** |
| Loss | 0.0546 | 0.0809 | 0.042 | 0.0615 |
| Accuracy | 0.9818 | 0.9655 | 0.9869 | 0.9845 |
| AUC | 0.9938 | 0.9938 | 0.9971 | 0.9928 |
| Recall | 0.9268 | 0.9000 |  |  |
| Precision | 0.9629 | 0.8936 | 0.9796 | 0.9635 |

Ambos modelos exhiben un AUC similar en los datos de prueba (0.9938 para la red neuronal estándar y 0.9928 para la CNN), sin embargo, la CNN presenta un AUC más elevado en los datos de entrenamiento (0.9971 en contraste con el 0.9938 de la red neuronal estándar). Este hallazgo sugiere una mejor capacidad de generalización y un menor riesgo de sobreajuste en datos no observados por parte de la CNN. Además, la CNN alcanza una precisión superior en los datos de prueba (0.9635) en comparación con la red neuronal estándar (0.8936), lo que indica una mejor capacidad para identificar correctamente los casos positivos sin generar un exceso de falsos positivos. Por lo tanto, considerando tanto la precisión como el AUC, la implementación de la solución se llevará a cabo utilizando una red neuronal convolucional.

Por otra parte, los resultados anteriores revelan que, en la red convolucional, la pérdida en entrenamiento es notablemente inferior a la de prueba, lo que sugiere una adecuada generalización del modelo. La precisión en el entrenamiento es alta (98.69%), y ligeramente menor en la prueba (98.45%), mientras que el AUC es elevado en ambos conjuntos de datos. Estos resultados indican que el modelo de CNN está generalizando bien sin mostrar señales de sobreajuste o subajuste, es decir, la red neuronal convolucional exhibe un rendimiento coherente en ambos conjuntos de datos, lo que sugiere una generalización apropiada y una menor propensión al sobreajuste en comparación con la red neuronal estándar.

**Afinamiento de hiperparametros.**

El modelo actual ya está demostrando un buen rendimiento en términos de Accuracy, AUC y Precision en ambos conjuntos de datos de entrenamiento y prueba. Si bien el ajuste de hiperparámetros puede mejorar el rendimiento del modelo en el conjunto de entrenamiento, existe un riesgo potencial de sobreajuste si se ajustan los hiperparámetros demasiado específicamente a los datos de entrenamiento. Al mantener la configuración actual del modelo, se reduce este riesgo y se fomenta una mejor generalización del modelo a nuevos datos.

**Evaluación y análisis del modelo.**

Se realizó un análisis gráfico de los resultados de las probabilidades, como se muestra en la siguiente gráfica:

Gráfico, Histograma

Descripción generada automáticamente

Basándonos en estos resultados, se establecieron tres grupos de pacientes utilizando límites porcentuales. Los pacientes con probabilidades de tuberculosis (TB) superiores al 60% recibieron un diagnóstico automático de TB. Aquellos con probabilidades inferiores al 30% se consideraron automáticamente sin TB. Los pacientes con probabilidades entre el 30% y el 60% fueron remitidos para una revisión diagnóstica por parte del personal médico. Esto permiten una asignación precisa de los pacientes a diferentes categorías de diagnóstico, optimizando así el proceso de atención médica y la utilización de recursos.

Con el fin de confirmar la importancia y el grado de error de las categorías mencionadas se hizo análisis de desempeño de cada grupo y se observo la matriz de confusión, obteniendo los siguientes resultados y conclusiones:

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Tabla resumen | | | | |
| **Etiqueta** | **Precision** | **Recall** | **F1-score** | **Categoría** |
| 0 | 0.99 | 1 | 0.99 | TB |
| **1** | **0.98** | **0.94** | **0.96** |
| **0** | **0.99** | **0.98** | **0.99** | Sin TB |
| 1 | 0.91 | 0.97 | 0.94 |

Desempeño en evaluación para grupo 1 (tienen tuberculosis):

* Precision: el 98% de los que predecimos que tenían tuberculosis, efectivamente la tienen.
* Recall: de los que tenían tuberculosis identificamos al 94%.
* F1\_score: promedio de recall/precision es del 96%.
* Accuracy: De todos los que predecimos, acertamos el 99%.

El modelo propuesto identificará al 94% de los pacientes con tuberculosis de forma automática, con un error del 2% en pacientes identificados con tuberculosis.

Desempeño en evaluación para grupo 2 (No tienen tuberculosis):

* Precision: el 99% de los que predecimos que tenían tuberculosis, efectivamente la tienen.
* Recall: de los que tenían tuberculosis identificamos al 98%.
* F1\_score: promedio de recall/precision es del 99%.
* Accuracy: De todos los que predecimos, acertamos el 98%.

El modelo propuesto identificará al 94% de los pacientes sin tuberculosis de forma automática con un error del 1% en pacientes identificados erróneamente como sin tuberculosis.

Finalmente, El modelo identificará tres grupos de pacientes:

* El 82% de los pacientes detectados con tuberculosis por el modelo.
* El 3% de pacientes detectados como sin tuberculosis por el modelo.
* El 15% de pacientes que seguirán el procedimiento actual.

**Bibliografía**:

* Según la Organización Mundial de la Salud (OMS), la tuberculosis es una enfermedad infecciosa causada por la bacteria Mycobacterium tuberculosis. Más información en: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/tuberculosis#:~:text=La%20tuberculosis%20es%20una%20enfermedad,se%20puede%20prevenir%20y%20curar>.
* <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6616679/figures#figures>
* Para obtener información sobre la detección y diagnóstico de la infección latente por tuberculosis, consulta el sitio web de los Centros para el Control y la Prevención de Enfermedades (CDC) en: <https://www.cdc.gov/tb/esp/topic/testing/diagnosingltbi.htm>
* Para obtener información sobre la tuberculosis, incluyendo datos actualizados y recomendaciones, visita el sitio web de la Organización Panamericana de la Salud (OPS/OMS) en: <https://www.paho.org/es/temas/tuberculosis#:~:text=En%20las%20personas%20sanas%2C%20la,act%C3%BAa%20para%20bloquear%20la%20bacteria.&text=En%202022%2C%20la%20tuberculosis%20se,despu%C3%A9s%20de%20la%20COVID%2D19>