***Trabajo de Control Parcial de Inteligencia Artificial Avanzada***

**Tema: Determinación de Riesgos en el Embarazo con Redes Convolucionales**

***Introducción:***

La identificación temprana de riesgos en el embarazo es crucial para garantizar la salud y el bienestar tanto de la madre como del bebé. Las complicaciones durante el embarazo pueden ser prevenidas o mitigadas si se detectan a tiempo, lo que permite a los profesionales de la salud tomar medidas preventivas adecuadas. En los últimos años, el avance de las técnicas de aprendizaje profundo y visión por computadora ha abierto nuevas oportunidades para mejorar los resultados en el cuidado de la salud materna.

Las redes neuronales convolucionales (CNN) han demostrado ser especialmente eficaces en la detección y clasificación de patrones complejos en datos de imágenes. Sin embargo, su aplicación no se limita a imágenes; también pueden ser utilizadas para analizar datos tabulares y predecir riesgos basados en múltiples factores. En este proyecto, implementaremos un modelo de aprendizaje profundo para predecir riesgos en el embarazo utilizando CNN. Este modelo analizará características como la edad materna, el peso, la altura, la duración del ciclo menstrual, el historial médico y otros factores relevantes para identificar posibles riesgos. La meta es proporcionar una herramienta que pueda asistir a los profesionales de la salud en la toma de decisiones informadas y mejorar los resultados del embarazo.

**Objetivo;**

El objetivo principal de este proyecto es desarrollar una aplicación que utilice un modelo de aprendizaje profundo basado en redes neuronales convolucionales para predecir riesgos en el embarazo. Esta aplicación buscará identificar patrones en los datos que puedan indicar un mayor riesgo de complicaciones, permitiendo a los profesionales de la salud intervenir de manera oportuna.

***Desarrollo:***

**Descripción de los Algoritmos o Técnicas Principales:**

Para este proyecto, utilizaremos una red convolucional (CNN) para procesar y analizar datos tabulares. Las CNN son ideales para detectar patrones complejos en los datos y han sido ampliamente utilizadas en aplicaciones de visión por computadora. En este contexto, adaptaremos una CNN para trabajar con datos tabulares y predecir el riesgo de complicaciones durante el embarazo basándose en una serie de características de la madre como edad materna(age) en años, peso Materno (weight) en kg , altura materna( heigth) en cm, duración del ciclo menstrual (cycle-duration) en dias , historial médico (medical-historial) : indicador de si la madre tiene antecedentes médicos relevantes (0 = no, 1 = sí) y día desde la última menstruación (days\_since\_last\_period) : días transcurridos desde la fecha de la última menstruación de la madre hasta una fecha de referencia.

La salida del modelo es una predicción binaria:

- 1: Indica un riesgo alto de complicaciones.

- 0: Indica un riesgo bajo de complicaciones.

- El modelo predice si hay un riesgo alto o bajo de complicaciones basándose en estos datos de entrada.

**Descripción de los Algoritmos y Técnicas Principales:**

**Redes Neuronales Convolucionales (CNN):**

Las redes neuronales convolucionales (CNN) son un tipo de red neuronal profunda diseñada específicamente para procesar datos que tienen una estructura en forma de cuadrícula, como imágenes. Las CNN son particularmente efectivas en la extracción de características y patrones de los datos debido a su arquitectura, que incluye capas convolucionales, capas de pooling y capas totalmente conectadas.

1. Capas Convolucionales: Aplican filtros sobre la entrada para crear mapas de características. Los filtros ayudan a detectar patrones locales como bordes, texturas y otros aspectos visuales.
2. Capas de Pooling: Reducen la dimensionalidad de los mapas de características mientras conservan la información más importante, lo que ayuda a hacer la red más eficiente y menos propensa al sobreajuste.
3. Capas Totalmente Conectadas: Conectan cada nodo de la capa anterior con todos los nodos de la siguiente capa, lo que permite combinar las características aprendidas y tomar decisiones finales sobre la clasificación.

Algoritmos Utilizados

1. Algoritmo de Retropropagación: Utilizado para entrenar la red neuronal ajustando los pesos en función de la pérdida observada. La retropropagación es un algoritmo eficiente para minimizar la función de pérdida de la red neuronal.
2. Optimización con Adam: Un algoritmo de optimización que ajusta los pesos de la red durante el entrenamiento. Adam combina las ventajas de otros métodos como Adagrad y RMSProp, lo que lo hace eficiente y robusto.
3. Normalización de Características : Usamos `StandardScaler` de Scikit-learn para normalizar las características de entrada, lo que mejora el rendimiento y la estabilidad del entrenamiento de la red neuronal.

**Aplicaciones del Algoritmo:**

La aplicación principal del algoritmo desarrollado en este proyecto es la predicción de riesgos en el embarazo. Algunas aplicaciones específicas incluyen:

* Diagnóstico Temprano :Identificación de riesgos potenciales en etapas tempranas del embarazo, permitiendo una intervención médica oportuna.
* Atención Personalizada: Provisión de recomendaciones personalizadas basadas en los factores de riesgo identificados para cada paciente.
* Seguimiento del Embarazo: Monitoreo continuo del embarazo con la capacidad de ajustar las recomendaciones y tratamientos según los cambios en los datos de la paciente.
* Investigación Médica:Uso del modelo para analizar grandes conjuntos de datos y descubrir nuevos patrones y correlaciones en los riesgos del embarazo.

***Conclusiones:***

En este proyecto, hemos desarrollado una aplicación para determinar riesgos en el embarazo utilizando aprendizaje profundo y redes convolucionales. La capacidad de predecir riesgos de manera precisa y oportuna puede ser crucial para mejorar los resultados del embarazo y proporcionar una atención médica adecuada. El modelo entrenado demostró ser eficaz en la identificación de patrones que indican un mayor riesgo de complicaciones, lo que puede ayudar a los profesionales de la salud a tomar decisiones informadas y a intervenir de manera preventiva.

Referencias Bibliográficas

1. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.

2. Chollet, F. (2018). Deep Learning with Python. Manning Publications.

3. TensorFlow: <https://www.tensorflow.org/>

4. Keras: <https://keras.io/>

5. Pandas: <https://pandas.pydata.org/>

6. Scikit-learn: <https://scikit-learn.org/>