**DECONVOLUCIÓN CIEGA DE IMÁGENES CON TÉCNICAS DE APRENDIZAJE PROFUNDO**

**1.- Idea general de aprendizaje automático**

El Aprendizaje Profundo (Deep Learning) constituye un campo interdisciplinario que aborda principios matemáticos, estadísticos y de ciencias de la computación, con el propósito de construir de modelos con la capacidad de adquirir representaciones complejas a partir de conjuntos de datos; Este enfoque se orienta hacia la emulación del funcionamiento cerebral humano, capacitando a los sistema computacionales para asimilar y procesar información proveniente de diversas fuentes, lo que les permite detectar patrones , realizar predicciones y mejorar su desempeño a través de la experiencia adquirida mediante los inputs recibidos.

* 1. **Aprender de los datos**

El caso de uso más sencillo para un modelo entrenado a partir de datos es cuando se tiene acceso a una señal x, por ejemplo, consideremos el escenario donde se tiene una imagen de una matrícula de un vehículo (x), a partir de la cual se quiere predecir una cantidad y, como la cadena de caracteres escritos en la matrícula.

En situaciones donde los datos (x) son de alta dimensionalidad y provienen de entornos no controlados, encontrar una relación analítica precisa entre la entrada (x) y la salida (y) puede ser extremadamente complejo.

Lo que sí se puede hacer es recopilar un gran conjunto de entrenamiento (𝒟) que contiene pares de datos de entrada y salida (xn,yn), e idear un modelo paramétrico f, con parámetros entrenables (w) que modulan su comportamiento El objetivo del entrenamiento es encontrar valores de parámetros (w“) que minimice una función de pérdida (ℒ(w)), que cuantifica la discrepancia entre las predicciones del modelo y las salidas reales en el conjunto del entrenamiento.

* 1. **Underfitting y Overfitting**

Una consideración clave es encontrar un equilibrio entre la capacidad del modelo (su flexibilidad y habilidad para ajustarse a datos diversos) y la cantidad y calidad de los datos de entrenamiento.

Underfitting: Cuando la capacidad es insuficiente, el modelo no puede ajustarse a los datos (es decir, el modelo es demasiado simple para capturar la estructura subyacente de los datos).

Overfitting: Cuando la cantidad de datos es insuficiente, el modelo suele aprender características específicas de los ejemplos de entrenamiento, lo que se traduce en un excelente rendimiento durante el entrenamiento, a costa de un peor ajuste a la estructura global de los datos y un rendimiento deficiente a las nuevas entradas (es decir, el modelo se ajusta demasiado a los datos de entrenamiento, perdiendo capacidad de generalización).

El arte del aprendizaje automático radica en diseñar modelos que no sean demasiado flexibles pero capaces de ajustarse a los datos sin overfitting.

* 1. **Categorías de modelos**

Podemos categorizar los modelos de aprendizaje en tres grandes grupos\_

* Regresión: Tiene como objetivo predecir valores continuos basados en variables independientes. Por ejemplo, posición geométrica de un objeto dada una señal de entrada x; U otro ejemplo: predecir el precio de una casa basándose en características como el área, el número de habitaciones, la ubicación, etc.
* Clasificación: El objetivo es asignar una etiqueta/categoría a una instancia de datos basándose en sus características. Por ejemplo, para identificar el tipo de animal en una imagen.
* Modelado de densidad: Tiene como objetivo modelar la función de densidad de probabilidad de los datos µX para describir la distribución de los datos (es decir, el objetivo es entender la estructura subyacente de los datos y modelar cómo se distribuyen en el espacio de características). Esto puede ser útil en la generación de imágenes, donde se desea crear nuevas imágenes que se parezcan a las de un conjunto de datos de entrenamiento.

Tanto la regresión como la clasificación se refieren generalmente al aprendizaje supervisado, ya que el valor a predecir, que se requiere como objetivo durante el entrenamiento, debe ser proporcionado, mientras la modelización de densidad se considera aprendizaje no supervisado, ya que basta con tomar datos existentes sin necesidad de producir una verdad de referencia asociada.

Estas tres categorías no son mutuamente excluyentes, existen multitud de problemas los cuales se abordan utilizando más de una de estas categorías.

**2.- Regresión Lineal**

En el campo del aprendizaje automático la regresión lineal emerge como una de las herramientas fundamentales para modelar y comprender relaciones entre variables. En este contexto, el objetivo principal es encontrar una línea recta que se ajuste de manera óptima a un conjunto de datos dispersos en un plano, lo que implica la predicción de un valor numérico a partir de variables independientes (aquí es donde radican los problemas de la regresión).

Consideremos un ejemplo práctico: supongamos que se desea predecir el precio de viviendas en función de su superficie y su antigüedad. Para desarrollar un modelo de predicción de precios de la vivienda, necesitamos disponer de datos que incluyan el precio de venta, la superficie y la antigüedad de las casas. En la terminología del aprendizaje automático, el conjunto de datos se denomina conjunto de datos de entrenamiento o conjunto de entrenamiento, y cada fila (que contiene los datos correspondientes a una venta) se denomina ejemplo (o punto de datos, instancia, muestra). La variable que intentamos predecir (el precio) se denomina etiqueta (u objetivo). Las variables (superficie y antigüedad) en las que se basan las predicciones se denominan características (o covariables).

**2.1 Conceptos Básicos**

La regresión lineal es a la vez la más sencilla y la más popular de las herramientas estándar para abordar los problemas de regresión. Este método, que tiene sus raíces en el siglo XIX (en los trabajos pioneros de Gauss y Legendre), se basa en varios supuestos fundamentales que deben cumplirse para su aplicación efectiva.

En primer lugar, se supone que la relación entre las características (x) y el objetivo (y) es aproximadamente lineal, lo que implica que la media condicional de (y) dado (x) E[Y|X=x] puede expresarse como una suma ponderada de las características (x). Esto significa que el valor esperado de la variable dependiente varia linealmente con respecto a las variables independientes. Esta configuración presupone el “ruido de observación”; esto se refiere a que el valor objetivo pueda desviarse de su valor esperado. Este ruido puede deberse a diversas razones, como errores de medición, fluctuaciones aleatorias en el sistema que estamos estudiando, etc. Para abordar este ruido se impone el supuesto de que dicho ruido se comporta bien, siguiendo una distribución gaussiana o normal.

En lo que se refiere a la notición, ‘n’ se utiliza para indicar el número total de ejemplos en el conjunto de datos. Los superíndices se utilizan para enumerar las muestras y los objetivos (*x*(*i*)), y subíndices para indexar las coordenadas (*xj*(*i*)​). Por ejemplo, si estamos analizando el desempeño académico de estudiantes y cada fila de nuestro conjunto de datos representa a un estudiante, entonces *x*(*i*) sería una fila particular que corresponde a un estudiante específico. Ahora, *xj*(*i*) indica el valor de una característica específica para esa observación en particular. Aquí, ‘*j*’ representa el índice de la característica. Por ejemplo, si estamos analizando el desempeño académico de los estudiantes y tenemos características como horas de estudio, puntaje en matemáticas, puntaje en ciencias, etc., entonces *xj*(*i*) sería el valor de la característica ‘*j*’ (por ejemplo, horas de estudio, puntaje en matemáticas, etc.) para la observación ‘*i*’ (por ejemplo, el estudiante ‘*i*’).

**2.2 Modelo matemático**

El supuesto de linealidad significa que se asume que la relación entre las características (variable independiente) y el objetivo (variable dependiente) es lineal. Esto es, que el valor esperado del objetivo puede expresarse como una suma ponderada de las características (retomando el ejemplo del costo de la vivienda):

Precio = wsuperficie \* superficie + wantigüedad \* antigüedad + b

En la ecuación wsuperficie y wantigüedad se denominan ponderaciones (o pesos), y b se denomina sesgo. La ponderación determina la influencia/peso de cada característica en la predicción, mientras que el sesgo determina el valor de estimación cuando todas las características son 0.