Redes neuronales

Héctor Selley

Universidad Anáhuac México

5 de julio de 2023

Contenido

- ¿Qué son las Redes Neuronales?
- ¿Cómo funcionan las Redes Neuronales?
- Ejemplo
- 4 Entrenamiento de una RN
- ¿Para que sirven las RN?
- Tipos de RN
- Arquitectura de las RN
- 8 Comparación entre ML y DL
- Bibliografía

• Las redes neuronales son modelos computacionales inspirados en el funcionamiento del cerebro humano.

- Las redes neuronales son modelos computacionales inspirados en el funcionamiento del cerebro humano.
- Se componen de unidades de procesamiento llamadas neuronas artificiales o nodos, que se organizan en capas y se conectan entre sí mediante conexiones ponderadas.

- Las redes neuronales son modelos computacionales inspirados en el funcionamiento del cerebro humano.
- Se componen de unidades de procesamiento llamadas neuronas artificiales o nodos, que se organizan en capas y se conectan entre sí mediante conexiones ponderadas.
- Las redes neuronales tratan de imitan el funcionamiento de las redes neuronales de los organismos vivos: un conjunto de neuronas conectadas entre sí y que trabajan en conjunto, sin que haya una tarea concreta para cada una.

- Las redes neuronales son modelos computacionales inspirados en el funcionamiento del cerebro humano.
- Se componen de unidades de procesamiento llamadas neuronas artificiales o nodos, que se organizan en capas y se conectan entre sí mediante conexiones ponderadas.
- Las redes neuronales tratan de imitan el funcionamiento de las redes neuronales de los organismos vivos: un conjunto de neuronas conectadas entre sí y que trabajan en conjunto, sin que haya una tarea concreta para cada una.
- Con la experiencia, las neuronas van creando y reforzando ciertas conexiones para aprender algo que se queda fijo en el tejido.

• Se basan en una idea sencilla: dados unos parámetros hay una forma de combinarlos para predecir un cierto resultado.

- Se basan en una idea sencilla: dados unos parámetros hay una forma de combinarlos para predecir un cierto resultado.
- Las redes neuronales son un modelo para encontrar esa combinación de parámetros y aplicarla al mismo tiempo.

- Se basan en una idea sencilla: dados unos parámetros hay una forma de combinarlos para predecir un cierto resultado.
- Las redes neuronales son un modelo para encontrar esa combinación de parámetros y aplicarla al mismo tiempo.
- Esto es, encontrar la combinación que mejor se ajusta es entrenar la red neuronal.

- Se basan en una idea sencilla: dados unos parámetros hay una forma de combinarlos para predecir un cierto resultado.
- Las redes neuronales son un modelo para encontrar esa combinación de parámetros y aplicarla al mismo tiempo.
- Esto es, encontrar la combinación que mejor se ajusta es entrenar la red neuronal.
- Una red ya entrenada se puede usar luego para hacer predicciones o clasificaciones, es decir, para aplicar la combinación.

Contenido

- 1 ¿Qué son las Redes Neuronales?
- ¿Cómo funcionan las Redes Neuronales?
- Ejemplo
- 4 Entrenamiento de una RN
- ¿Para que sirven las RN?
- Tipos de RN
- Arquitectura de las RN
- 8 Comparación entre ML y DL
- 9 Bibliografía

• Cada neurona artificial recibe entradas, realiza un cálculo utilizando una función de activación y produce una salida.

- Cada neurona artificial recibe entradas, realiza un cálculo utilizando una función de activación y produce una salida.
- Las conexiones entre las neuronas tienen pesos asociados que determinan la importancia o la fuerza de la conexión.

- Cada neurona artificial recibe entradas, realiza un cálculo utilizando una función de activación y produce una salida.
- Las conexiones entre las neuronas tienen pesos asociados que determinan la importancia o la fuerza de la conexión.
- Estos pesos se ajustan durante el proceso de entrenamiento de la red neuronal para que el modelo pueda aprender a realizar tareas específicas.

• Las redes neuronales funcionan mediante la interconexión de unidades de procesamiento llamadas neuronas artificiales o nodos.

- Las redes neuronales funcionan mediante la interconexión de unidades de procesamiento llamadas neuronas artificiales o nodos.
- Cada neurona artificial toma una o más entradas, realiza un cálculo utilizando una función de activación y produce una salida.

- Las redes neuronales funcionan mediante la interconexión de unidades de procesamiento llamadas neuronas artificiales o nodos.
- Cada neurona artificial toma una o más entradas, realiza un cálculo utilizando una función de activación y produce una salida.
- El proceso general de cómo funcionan las redes neuronales es el siguiente:

• Inicialización: Se definen la arquitectura de la red, incluyendo el número de capas, la cantidad de neuronas en cada capa y las conexiones entre ellas. También se inicializan los pesos de las conexiones de manera aleatoria o utilizando algún otro enfoque.

- Inicialización: Se definen la arquitectura de la red, incluyendo el número de capas, la cantidad de neuronas en cada capa y las conexiones entre ellas. También se inicializan los pesos de las conexiones de manera aleatoria o utilizando algún otro enfoque.
- Paso hacia adelante (Forward Propagation): Los datos de entrada se propagan a través de la red neuronal desde la capa de entrada hacia la capa de salida.

- Inicialización: Se definen la arquitectura de la red, incluyendo el número de capas, la cantidad de neuronas en cada capa y las conexiones entre ellas. También se inicializan los pesos de las conexiones de manera aleatoria o utilizando algún otro enfoque.
- Paso hacia adelante (Forward Propagation): Los datos de entrada se propagan a través de la red neuronal desde la capa de entrada hacia la capa de salida. En cada neurona, se realiza un cálculo utilizando las entradas y los pesos de las conexiones ponderadas.

- Inicialización: Se definen la arquitectura de la red, incluyendo el número de capas, la cantidad de neuronas en cada capa y las conexiones entre ellas. También se inicializan los pesos de las conexiones de manera aleatoria o utilizando algún otro enfoque.
- Paso hacia adelante (Forward Propagation): Los datos de entrada se propagan a través de la red neuronal desde la capa de entrada hacia la capa de salida. En cada neurona, se realiza un cálculo utilizando las entradas y los pesos de las conexiones ponderadas. Luego, se aplica una función de activación para producir la salida de la neurona, que se convierte en la entrada de las neuronas de la capa siguiente.

- Inicialización: Se definen la arquitectura de la red, incluyendo el número de capas, la cantidad de neuronas en cada capa y las conexiones entre ellas. También se inicializan los pesos de las conexiones de manera aleatoria o utilizando algún otro enfoque.
- Paso hacia adelante (Forward Propagation): Los datos de entrada se propagan a través de la red neuronal desde la capa de entrada hacia la capa de salida. En cada neurona, se realiza un cálculo utilizando las entradas y los pesos de las conexiones ponderadas. Luego, se aplica una función de activación para producir la salida de la neurona, que se convierte en la entrada de las neuronas de la capa siguiente.
- Cálculo de la función de activación: Cada neurona aplica una función de activación a la suma ponderada de las entradas.

- Inicialización: Se definen la arquitectura de la red, incluyendo el número de capas, la cantidad de neuronas en cada capa y las conexiones entre ellas. También se inicializan los pesos de las conexiones de manera aleatoria o utilizando algún otro enfoque.
- Paso hacia adelante (Forward Propagation): Los datos de entrada se propagan a través de la red neuronal desde la capa de entrada hacia la capa de salida. En cada neurona, se realiza un cálculo utilizando las entradas y los pesos de las conexiones ponderadas. Luego, se aplica una función de activación para producir la salida de la neurona, que se convierte en la entrada de las neuronas de la capa siguiente.
- Cálculo de la función de activación: Cada neurona aplica una función de activación a la suma ponderada de las entradas. La función de activación introduce no linealidad en la red neuronal, permitiendo que esta capture relaciones y patrones más complejos en los datos.

Paso hacia atrás (Backpropagation): Después de la propagación hacia adelante, se compara la salida producida por la red con la salida deseada o esperada.

Paso hacia atrás (Backpropagation): Después de la propagación hacia adelante, se compara la salida producida por la red con la salida deseada o esperada. Se calcula una medida de error, como la diferencia cuadrática media (MSE, por sus siglas en inglés), que cuantifica qué tan lejos está la predicción de la salida deseada.

- Paso hacia atrás (Backpropagation): Después de la propagación hacia adelante, se compara la salida producida por la red con la salida deseada o esperada. Se calcula una medida de error, como la diferencia cuadrática media (MSE, por sus siglas en inglés), que cuantifica qué tan lejos está la predicción de la salida deseada.
- Ajuste de los pesos (Weight Update): El algoritmo de retropropagación del error se utiliza para ajustar los pesos de las conexiones en función del error calculado.

- Paso hacia atrás (Backpropagation): Después de la propagación hacia adelante, se compara la salida producida por la red con la salida deseada o esperada. Se calcula una medida de error, como la diferencia cuadrática media (MSE, por sus siglas en inglés), que cuantifica qué tan lejos está la predicción de la salida deseada.
- Ajuste de los pesos (Weight Update): El algoritmo de retropropagación del error se utiliza para ajustar los pesos de las conexiones en función del error calculado. El objetivo es minimizar el error entre la salida predicha y la salida deseada.

- Paso hacia atrás (Backpropagation): Después de la propagación hacia adelante, se compara la salida producida por la red con la salida deseada o esperada. Se calcula una medida de error, como la diferencia cuadrática media (MSE, por sus siglas en inglés), que cuantifica qué tan lejos está la predicción de la salida deseada.
- Ajuste de los pesos (Weight Update): El algoritmo de retropropagación del error se utiliza para ajustar los pesos de las conexiones en función del error calculado. El objetivo es minimizar el error entre la salida predicha y la salida deseada. Para esto, se utiliza un algoritmo de optimización, como el descenso del gradiente, que ajusta gradualmente los pesos en la dirección que reduce el error.

- Paso hacia atrás (Backpropagation): Después de la propagación hacia adelante, se compara la salida producida por la red con la salida deseada o esperada. Se calcula una medida de error, como la diferencia cuadrática media (MSE, por sus siglas en inglés), que cuantifica qué tan lejos está la predicción de la salida deseada.
- Ajuste de los pesos (Weight Update): El algoritmo de retropropagación del error se utiliza para ajustar los pesos de las conexiones en función del error calculado. El objetivo es minimizar el error entre la salida predicha y la salida deseada. Para esto, se utiliza un algoritmo de optimización, como el descenso del gradiente, que ajusta gradualmente los pesos en la dirección que reduce el error.
- Iteración: Los pasos de propagación hacia adelante, retropropagación y ajuste de pesos se repiten para varios ejemplos de entrenamiento hasta que la red neuronal alcance un nivel de rendimiento deseado o se complete un número determinado de iteraciones.

Predicción: Una vez que la red neuronal ha sido entrenada y los pesos han sido ajustados, se puede utilizar para hacer predicciones en nuevos datos de entrada. La propagación hacia adelante se realiza utilizando los pesos ajustados y se obtiene una salida predicha.

• Predicción: Una vez que la red neuronal ha sido entrenada y los pesos han sido ajustados, se puede utilizar para hacer predicciones en nuevos datos de entrada. La propagación hacia adelante se realiza utilizando los pesos ajustados y se obtiene una salida predicha.

Este proceso de propagación hacia adelante, retropropagación y ajuste de pesos se repite iterativamente durante el entrenamiento de la red neuronal para que pueda aprender a realizar tareas específicas, como clasificación, regresión u otras tareas de aprendizaje automático.

Contenido

- 1 ¿Qué son las Redes Neuronales?
- ¿Cómo funcionan las Redes Neuronales?
- Signal Epidemolo
 Signal Epidemolo
- 4 Entrenamiento de una RN
- ¿Para que sirven las RN?
- Tipos de RN
- Arquitectura de las RN
- 8 Comparación entre ML y DL
- 9 Bibliografía

5 de iulio de 2023

• Supongamos que usted es alumno de una clase en la que el profesor no ha dicho exactamente cómo va a evaluar.

- Supongamos que usted es alumno de una clase en la que el profesor no ha dicho exactamente cómo va a evaluar.
- Para empezar, supongamos que sólo ha realizado dos exámenes y tiene la nota de cada uno de ellos y la final.

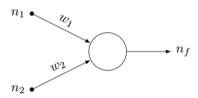


Figura: La unidad básica de la red neuronal: el perceptrón. Entradas n_1 y n_2 con peso w_1 y w_2 respectivamente. La salida n_2 es 0 ó 1.

• ¿Cómo usamos una red neuronal para saber cuánto vale cada examen?

- ¿Cómo usamos una red neuronal para saber cuánto vale cada examen?
- Aquí nos bastará con la unidad fundamental de la red neuronal: el perceptrón.

- ¿Cómo usamos una red neuronal para saber cuánto vale cada examen?
- Aquí nos bastará con la unidad fundamental de la red neuronal: el perceptrón.
- Un perceptrón es un elemento que tiene varias entradas con un cierto peso cada una.

- ¿Cómo usamos una red neuronal para saber cuánto vale cada examen?
- Aquí nos bastará con la unidad fundamental de la red neuronal: el perceptrón.
- Un perceptrón es un elemento que tiene varias entradas con un cierto peso cada una.
- Si la suma de esas entradas por cada peso es mayor que un determinado número, la salida del perceptrón es un uno.

- ¿Cómo usamos una red neuronal para saber cuánto vale cada examen?
- Aquí nos bastará con la unidad fundamental de la red neuronal: el perceptrón.
- Un perceptrón es un elemento que tiene varias entradas con un cierto peso cada una.
- Si la suma de esas entradas por cada peso es mayor que un determinado número, la salida del perceptrón es un uno.
- Si es menor, la salida es un cero.

• En el ejemplo, las entradas serían las dos notas de los exámenes.

- En el ejemplo, las entradas serían las dos notas de los exámenes.
- Si la salida es uno (esto es, la suma de las notas por su peso correspondiente es mayor que cinco), es un aprobado.

- En el ejemplo, las entradas serían las dos notas de los exámenes.
- Si la salida es uno (esto es, la suma de las notas por su peso correspondiente es mayor que cinco), es un aprobado.
- Si es cero, no aprobado.

$$n_1w_1 + n_2w_2 \geq 6 \Rightarrow n_f = 1$$

$$n_1w_1+n_2w_2<6\Rightarrow n_f=0$$

• Los pesos w_1 y w_2 son lo que tenemos que encontrar con el entrenamiento.

- Los pesos w_1 y w_2 son lo que tenemos que encontrar con el entrenamiento.
- El entrenamiento consistirá en empezar con dos pesos aleatorios ($w_1 + w_2 = 1$) y ver qué resultado da la red neuronal para cada alumno.

- Los pesos w_1 y w_2 son lo que tenemos que encontrar con el entrenamiento.
- El entrenamiento consistirá en empezar con dos pesos aleatorios ($w_1 + w_2 = 1$) y ver qué resultado da la red neuronal para cada alumno.
- También se podría comenzar con puede ser también comenzar con $w_1 = w_2 = 0.5$.

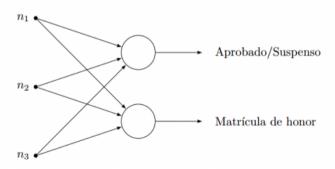
- Los pesos w_1 y w_2 son lo que tenemos que encontrar con el entrenamiento.
- El entrenamiento consistirá en empezar con dos pesos aleatorios ($w_1 + w_2 = 1$) y ver qué resultado da la red neuronal para cada alumno.
- También se podría comenzar con puede ser también comenzar con $w_1 = w_2 = 0.5$.
- Si falla en algún caso, se debe ajustar los pesos gradualmente hasta que se obtenga el resultado esperado.

- Los pesos w_1 y w_2 son lo que tenemos que encontrar con el entrenamiento.
- El entrenamiento consistirá en empezar con dos pesos aleatorios ($w_1 + w_2 = 1$) y ver qué resultado da la red neuronal para cada alumno.
- También se podría comenzar con puede ser también comenzar con $w_1 = w_2 = 0.5$.
- Si falla en algún caso, se debe ajustar los pesos gradualmente hasta que se obtenga el resultado esperado.
- La idea del ajuste o retroalimentación es adaptar la red a la información *oculta* que tienen los datos (interpretación) para que la neurona aprenda.

• Si ahora fueran tres exámenes se necesitarían tres nodos de entrada

- Si ahora fueran tres exámenes se necesitarían tres nodos de entrada
- Si se desean más resultados, se pueden tener tantos perceptrones como salidas se requieran

- Si ahora fueran tres exámenes se necesitarían tres nodos de entrada
- Si se desean más resultados, se pueden tener tantos perceptrones como salidas se requieran



• Suponga ahora que dos alumnos tienen la misma nota en los exámenes, dos dieces.

- Suponga ahora que dos alumnos tienen la misma nota en los exámenes, dos dieces.
- Uno de los alumnos tiene un 7 en un trabajo y el otro alumno tiene 4.

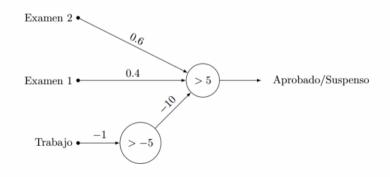
- Suponga ahora que dos alumnos tienen la misma nota en los exámenes, dos dieces.
- Uno de los alumnos tiene un 7 en un trabajo y el otro alumno tiene 4.
- El primer estudiante aprobó el curso y el segundo no lo aprobó.

- Suponga ahora que dos alumnos tienen la misma nota en los exámenes, dos dieces.
- Uno de los alumnos tiene un 7 en un trabajo y el otro alumno tiene 4.
- El primer estudiante aprobó el curso y el segundo no lo aprobó.
- Otro alumno tiene un 10 en el trabajo y 4.99 en los dos exámenes y no aprobó.

• Se puede entrenar una red neuronal con los datos anteriores

- Se puede entrenar una red neuronal con los datos anteriores
- Para que la red funcione bien se necesita otro perceptrón intermedio que determine si el trabajo fue aprobado o no aprobado.

- Se puede entrenar una red neuronal con los datos anteriores
- Para que la red funcione bien se necesita otro perceptrón intermedio que determine si el trabajo fue aprobado o no aprobado.



• El primer perceptrón determina si la nota multiplicada por -1 es mayor que cinco (esto es, si la nota es mayor que 5).

- El primer perceptrón determina si la nota multiplicada por -1 es mayor que cinco (esto es, si la nota es mayor que 5).
- Si así lo es, entonces la salida del perceptrón es 1.

- El primer perceptrón determina si la nota multiplicada por -1 es mayor que cinco (esto es, si la nota es mayor que 5).
- Si así lo es, entonces la salida del perceptrón es 1.
- Esta es una red neuronal con dos perceptrones y dos capas.

- El primer perceptrón determina si la nota multiplicada por -1 es mayor que cinco (esto es, si la nota es mayor que 5).
- Si así lo es, entonces la salida del perceptrón es 1.
- Esta es una red neuronal con dos perceptrones y dos capas.
- Lo que se ha logrado con las dos capas es añadir información que no estaba antes.

- El primer perceptrón determina si la nota multiplicada por -1 es mayor que cinco (esto es, si la nota es mayor que 5).
- Si así lo es, entonces la salida del perceptrón es 1.
- Esta es una red neuronal con dos perceptrones y dos capas.
- Lo que se ha logrado con las dos capas es añadir información que no estaba antes.
- Lo que se suele hacer es poner varias con varios nodos, cada uno conectado a todas las entradas anteriores.

- El primer perceptrón determina si la nota multiplicada por -1 es mayor que cinco (esto es, si la nota es mayor que 5).
- Si así lo es, entonces la salida del perceptrón es 1.
- Esta es una red neuronal con dos perceptrones y dos capas.
- Lo que se ha logrado con las dos capas es añadir información que no estaba antes.
- Lo que se suele hacer es poner varias con varios nodos, cada uno conectado a todas las entradas anteriores.
- Durante el proceso de aprendizaje, cada capa *aprende* a encontrar y detectar las características que mejor ayudan a clasificar los datos.

Ejemplo - Sigmoide

• Si las condiciones en la red neuronal se complican, es posible que los perceptrones ya no sean suficientes.

Ejemplo - Sigmoide

- Si las condiciones en la red neuronal se complican, es posible que los perceptrones ya no sean suficientes.
- Para esos casos se puede usar una función más suave, como la sigmoide.

Ejemplo - Sigmoide

- Si las condiciones en la red neuronal se complican, es posible que los perceptrones ya no sean suficientes.
- Para esos casos se puede usar una función más suave, como la sigmoide.

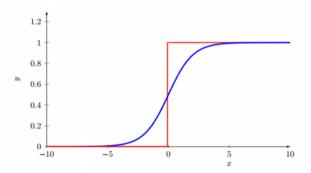


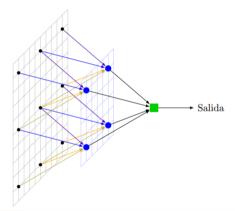
Figura: En rojo, la función escalón. En azul, la sigmoide, una aproximación más suave.

• Las redes convolucionales funcionan muy bien en reconocimiento de voz y procesamiento de imágenes.

- Las redes convolucionales funcionan muy bien en reconocimiento de voz y procesamiento de imágenes.
- En una red neuronal se pone una neurona para cada píxel de una imagen

- Las redes convolucionales funcionan muy bien en reconocimiento de voz y procesamiento de imágenes.
- En una red neuronal se pone una neurona para cada píxel de una imagen
- También se ponen varias capas con varias neuronas, todas conectadas entre sí.

- Las redes convolucionales funcionan muy bien en reconocimiento de voz y procesamiento de imágenes.
- En una red neuronal se pone una neurona para cada píxel de una imagen
- También se ponen varias capas con varias neuronas, todas conectadas entre sí.



• La idea de las redes convolucionales es tratar de buscar características locales en pequeños grupos de entradas

- La idea de las redes convolucionales es tratar de buscar características locales en pequeños grupos de entradas
- Se utiliza un mismo grupo de neuronas por cada grupo de entradas

Redes convolucionales

- La idea de las redes convolucionales es tratar de buscar características locales en pequeños grupos de entradas
- Se utiliza un mismo grupo de neuronas por cada grupo de entradas
- Por ejemplo, un cuadrado de 3x3 píxeles en una imagen o una secuencia de 4 mediciones en un archivo de sonido

Redes convolucionales

- La idea de las redes convolucionales es tratar de buscar características locales en pequeños grupos de entradas
- Se utiliza un mismo grupo de neuronas por cada grupo de entradas
- Por ejemplo, un cuadrado de 3x3 píxeles en una imagen o una secuencia de 4 mediciones en un archivo de sonido
- Todos los elementos en la capa, llamada capa de convolución, tienen los mismos pesos por cada entrada.

Redes convolucionales

- La idea de las redes convolucionales es tratar de buscar características locales en pequeños grupos de entradas
- Se utiliza un mismo grupo de neuronas por cada grupo de entradas
- Por ejemplo, un cuadrado de 3x3 píxeles en una imagen o una secuencia de 4 mediciones en un archivo de sonido
- Todos los elementos en la capa, llamada capa de convolución, tienen los mismos pesos por cada entrada.
- Mientras más capas hayan, la red neuronal podrá descubrir más y más complejas características de la imagen.

Contenido

- 1 ¿Qué son las Redes Neuronales?
- ¿Cómo funcionan las Redes Neuronales?
- Ejemplo
- 4 Entrenamiento de una RN
- ¿Para que sirven las RN?
- Tipos de RN
- Arquitectura de las RN
- 8 Comparación entre ML y DL
- 9 Bibliografía

• El proceso de entrenamiento de una red neuronal implica presentar ejemplos de entrenamiento a la red, comparar las salidas predichas con las salidas deseadas y ajustar los pesos de las conexiones para minimizar la diferencia entre ellas.

- El proceso de entrenamiento de una red neuronal implica presentar ejemplos de entrenamiento a la red, comparar las salidas predichas con las salidas deseadas y ajustar los pesos de las conexiones para minimizar la diferencia entre ellas.
- Esto se logra mediante algoritmos de optimización, como el descenso del gradiente, que ajustan gradualmente los pesos para mejorar el rendimiento de la red en la tarea específica.

- El proceso de entrenamiento de una red neuronal implica presentar ejemplos de entrenamiento a la red, comparar las salidas predichas con las salidas deseadas y ajustar los pesos de las conexiones para minimizar la diferencia entre ellas.
- Esto se logra mediante algoritmos de optimización, como el descenso del gradiente, que ajustan gradualmente los pesos para mejorar el rendimiento de la red en la tarea específica.
- El entrenamiento de redes neuronales es el proceso de enseñar a una red neuronal a realizar una tarea.

- El proceso de entrenamiento de una red neuronal implica presentar ejemplos de entrenamiento a la red, comparar las salidas predichas con las salidas deseadas y ajustar los pesos de las conexiones para minimizar la diferencia entre ellas.
- Esto se logra mediante algoritmos de optimización, como el descenso del gradiente, que ajustan gradualmente los pesos para mejorar el rendimiento de la red en la tarea específica.
- El entrenamiento de redes neuronales es el proceso de enseñar a una red neuronal a realizar una tarea.
- En principio, las redes neuronales aprenden procesando varios conjuntos grandes de datos etiquetados o sin etiquetar.

- El proceso de entrenamiento de una red neuronal implica presentar ejemplos de entrenamiento a la red, comparar las salidas predichas con las salidas deseadas y ajustar los pesos de las conexiones para minimizar la diferencia entre ellas.
- Esto se logra mediante algoritmos de optimización, como el descenso del gradiente, que ajustan gradualmente los pesos para mejorar el rendimiento de la red en la tarea específica.
- El entrenamiento de redes neuronales es el proceso de enseñar a una red neuronal a realizar una tarea.
- En principio, las redes neuronales aprenden procesando varios conjuntos grandes de datos etiquetados o sin etiquetar.
- Debido a que utilizan estos ejemplos, pueden procesar entradas desconocidas con mayor precisión.

• Las redes neuronales son capaces de aprender a partir de datos y generalizar a nuevas situaciones

- Las redes neuronales son capaces de aprender a partir de datos y generalizar a nuevas situaciones
- Esto las hace adecuadas para una amplia gama de aplicaciones en Machine Learning, como:

- Las redes neuronales son capaces de aprender a partir de datos y generalizar a nuevas situaciones
- Esto las hace adecuadas para una amplia gama de aplicaciones en Machine Learning, como:
 - Reconocimiento de imágenes

- Las redes neuronales son capaces de aprender a partir de datos y generalizar a nuevas situaciones
- Esto las hace adecuadas para una amplia gama de aplicaciones en Machine Learning, como:
 - Reconocimiento de imágenes
 - Procesamiento del lenguaje natural

- Las redes neuronales son capaces de aprender a partir de datos y generalizar a nuevas situaciones
- Esto las hace adecuadas para una amplia gama de aplicaciones en Machine Learning, como:
 - Reconocimiento de imágenes
 - Procesamiento del lenguaje natural
 - Detección de fraudes

- Las redes neuronales son capaces de aprender a partir de datos y generalizar a nuevas situaciones
- Esto las hace adecuadas para una amplia gama de aplicaciones en Machine Learning, como:
 - Reconocimiento de imágenes
 - Procesamiento del lenguaje natural
 - Detección de fraudes
 - Predicción de series temporales

- Las redes neuronales son capaces de aprender a partir de datos y generalizar a nuevas situaciones
- Esto las hace adecuadas para una amplia gama de aplicaciones en Machine Learning, como:
 - Reconocimiento de imágenes
 - Procesamiento del lenguaje natural
 - Detección de fraudes
 - Predicción de series temporales
 - entre otras.

- Las redes neuronales son capaces de aprender a partir de datos y generalizar a nuevas situaciones
- Esto las hace adecuadas para una amplia gama de aplicaciones en Machine Learning, como:
 - Reconocimiento de imágenes
 - Procesamiento del lenguaje natural
 - Detección de fraudes
 - Predicción de series temporales
 - entre otras.
- Su capacidad para capturar patrones complejos y realizar tareas de manera no lineal las ha convertido en una herramienta poderosa en el campo del aprendizaje automático.

Contenido

- 1 ¿Qué son las Redes Neuronales?
- ¿Cómo funcionan las Redes Neuronales?
- Ejemplo
- 4 Entrenamiento de una RN
- ¿Para que sirven las RN?
- Tipos de RN
- Arquitectura de las RN
- 8 Comparación entre ML y DL
- Bibliografía

5 de iulio de 2023

Las redes neuronales están presentes en varios casos de uso en muchos sectores, como los siguientes:

• Diagnóstico médico mediante la clasificación de imágenes médicas

- Diagnóstico médico mediante la clasificación de imágenes médicas
- Marketing orientado mediante el filtrado de redes sociales y el análisis de datos de comportamiento

- Diagnóstico médico mediante la clasificación de imágenes médicas
- Marketing orientado mediante el filtrado de redes sociales y el análisis de datos de comportamiento
- Predicciones financieras mediante el procesamiento de datos históricos de instrumentos financieros

- Diagnóstico médico mediante la clasificación de imágenes médicas
- Marketing orientado mediante el filtrado de redes sociales y el análisis de datos de comportamiento
- Predicciones financieras mediante el procesamiento de datos históricos de instrumentos financieros
- Previsión de la carga eléctrica y la demanda de energía

- Diagnóstico médico mediante la clasificación de imágenes médicas
- Marketing orientado mediante el filtrado de redes sociales y el análisis de datos de comportamiento
- Predicciones financieras mediante el procesamiento de datos históricos de instrumentos financieros
- Previsión de la carga eléctrica y la demanda de energía
- Proceso y control de calidad

- Diagnóstico médico mediante la clasificación de imágenes médicas
- Marketing orientado mediante el filtrado de redes sociales y el análisis de datos de comportamiento
- Predicciones financieras mediante el procesamiento de datos históricos de instrumentos financieros
- Previsión de la carga eléctrica y la demanda de energía
- Proceso y control de calidad
- Identificación de compuestos químicos

Cuatro de las aplicaciones más importantes de las redes neuronales son:

Visión artificial

- Visión artificial
- Reconocimiento de voz

- Visión artificial
- Reconocimiento de voz
- Procesamiento de lenguaje natural

- Visión artificial
- Reconocimiento de voz
- Procesamiento de lenguaje natural
- Motores de recomendaciones

La visión artificial es la capacidad que tienen las computadoras para extraer información y conocimientos de imágenes y videos.

La visión artificial es la capacidad que tienen las computadoras para extraer información y conocimientos de imágenes y videos. Con las redes neuronales, las computadoras pueden distinguir y reconocer imágenes de forma similar a los humanos.

La visión artificial es la capacidad que tienen las computadoras para extraer información y conocimientos de imágenes y videos. Con las redes neuronales, las computadoras pueden distinguir y reconocer imágenes de forma similar a los humanos. La visión artificial tiene varias aplicaciones, como las siguientes:

La visión artificial es la capacidad que tienen las computadoras para extraer información y conocimientos de imágenes y videos. Con las redes neuronales, las computadoras pueden distinguir y reconocer imágenes de forma similar a los humanos. La visión artificial tiene varias aplicaciones, como las siguientes:

 Reconocimiento visual en los vehículos autónomos para que puedan reconocer las señales de tráfico y a otros usuarios del camino

La visión artificial es la capacidad que tienen las computadoras para extraer información y conocimientos de imágenes y videos. Con las redes neuronales, las computadoras pueden distinguir y reconocer imágenes de forma similar a los humanos. La visión artificial tiene varias aplicaciones, como las siguientes:

- Reconocimiento visual en los vehículos autónomos para que puedan reconocer las señales de tráfico y a otros usuarios del camino
- Moderación de contenido para eliminar de forma automática los contenidos inseguros o inapropiados de los archivos de imágenes y videos

La visión artificial es la capacidad que tienen las computadoras para extraer información y conocimientos de imágenes y videos. Con las redes neuronales, las computadoras pueden distinguir y reconocer imágenes de forma similar a los humanos. La visión artificial tiene varias aplicaciones, como las siguientes:

- Reconocimiento visual en los vehículos autónomos para que puedan reconocer las señales de tráfico y a otros usuarios del camino
- Moderación de contenido para eliminar de forma automática los contenidos inseguros o inapropiados de los archivos de imágenes y videos
- Reconocimiento facial para identificar rostros y reconocer atributos como ojos abiertos, gafas y vello facial

Visión artificial

La visión artificial es la capacidad que tienen las computadoras para extraer información y conocimientos de imágenes y videos. Con las redes neuronales, las computadoras pueden distinguir y reconocer imágenes de forma similar a los humanos. La visión artificial tiene varias aplicaciones, como las siguientes:

- Reconocimiento visual en los vehículos autónomos para que puedan reconocer las señales de tráfico y a otros usuarios del camino
- Moderación de contenido para eliminar de forma automática los contenidos inseguros o inapropiados de los archivos de imágenes y videos
- Reconocimiento facial para identificar rostros y reconocer atributos como ojos abiertos, gafas y vello facial
- Etiquetado de imágenes para identificar logotipos de marcas, ropa, equipos de seguridad y otros detalles de la imagen

Las redes neuronales pueden analizar el habla humana a pesar de los diferentes patrones de habla, el tono, el idioma y el acento.

Las redes neuronales pueden analizar el habla humana a pesar de los diferentes patrones de habla, el tono, el idioma y el acento.Los asistentes virtuales como Amazon Alexa y el software de transcripción automática utilizan el reconocimiento de voz para realizar tareas como las siguientes:

Las redes neuronales pueden analizar el habla humana a pesar de los diferentes patrones de habla, el tono, el idioma y el acento.Los asistentes virtuales como Amazon Alexa y el software de transcripción automática utilizan el reconocimiento de voz para realizar tareas como las siguientes:

 Asistir a los agentes de los centros de llamadas y clasificar las llamadas de forma automática

Las redes neuronales pueden analizar el habla humana a pesar de los diferentes patrones de habla, el tono, el idioma y el acento.Los asistentes virtuales como Amazon Alexa y el software de transcripción automática utilizan el reconocimiento de voz para realizar tareas como las siguientes:

- Asistir a los agentes de los centros de llamadas y clasificar las llamadas de forma automática
- Convertir las conversaciones clínicas en documentación en tiempo real

Las redes neuronales pueden analizar el habla humana a pesar de los diferentes patrones de habla, el tono, el idioma y el acento.Los asistentes virtuales como Amazon Alexa y el software de transcripción automática utilizan el reconocimiento de voz para realizar tareas como las siguientes:

- Asistir a los agentes de los centros de llamadas y clasificar las llamadas de forma automática
- Convertir las conversaciones clínicas en documentación en tiempo real
- Subtitular con precisión videos y grabaciones de reuniones para aumentar el alcance del contenido

El procesamiento de lenguaje natural (PLN) es la capacidad de procesar texto natural creado por humanos.

El procesamiento de lenguaje natural (PLN) es la capacidad de procesar texto natural creado por humanos. Las redes neuronales ayudan a las computadoras a obtener información y significado a partir de los datos y los documentos de texto.

El procesamiento de lenguaje natural (PLN) es la capacidad de procesar texto natural creado por humanos. Las redes neuronales ayudan a las computadoras a obtener información y significado a partir de los datos y los documentos de texto. El PLN está presente en varios casos de uso, entre los que se incluyen los siguientes:

Chatbots y agentes virtuales automatizados

- Chatbots y agentes virtuales automatizados
- Organización y clasificación automáticas de datos escritos

- Chatbots y agentes virtuales automatizados
- Organización y clasificación automáticas de datos escritos
- Análisis de inteligencia empresarial de documentos con formato largo, como emails y formularios

- Chatbots y agentes virtuales automatizados
- Organización y clasificación automáticas de datos escritos
- Análisis de inteligencia empresarial de documentos con formato largo, como emails y formularios
- Indexación de frases clave que indican sentimientos, como los comentarios positivos y negativos en las redes sociales

- Chatbots y agentes virtuales automatizados
- Organización y clasificación automáticas de datos escritos
- Análisis de inteligencia empresarial de documentos con formato largo, como emails y formularios
- Indexación de frases clave que indican sentimientos, como los comentarios positivos y negativos en las redes sociales
- Resumen de documentos y producción de artículos para un tema determinado

• Las redes neuronales pueden hacer un seguimiento de la actividad del usuario para elaborar recomendaciones personalizadas.

- Las redes neuronales pueden hacer un seguimiento de la actividad del usuario para elaborar recomendaciones personalizadas.
- También pueden analizar todo el comportamiento de los usuarios y descubrir productos o servicios nuevos que interesen a un usuario específico.

- Las redes neuronales pueden hacer un seguimiento de la actividad del usuario para elaborar recomendaciones personalizadas.
- También pueden analizar todo el comportamiento de los usuarios y descubrir productos o servicios nuevos que interesen a un usuario específico.
- Por ejemplo, Curalate, una empresa emergente con sede en Filadelfia, ayuda a las marcas a convertir las publicaciones en las redes sociales en ventas.

- Las redes neuronales pueden hacer un seguimiento de la actividad del usuario para elaborar recomendaciones personalizadas.
- También pueden analizar todo el comportamiento de los usuarios y descubrir productos o servicios nuevos que interesen a un usuario específico.
- Por ejemplo, Curalate, una empresa emergente con sede en Filadelfia, ayuda a las marcas a convertir las publicaciones en las redes sociales en ventas.
- Las marcas utilizan el servicio de etiquetado inteligente de productos (IPT) de Curalate para automatizar la recopilación y la selección del contenido social que generan los usuarios.

- Las redes neuronales pueden hacer un seguimiento de la actividad del usuario para elaborar recomendaciones personalizadas.
- También pueden analizar todo el comportamiento de los usuarios y descubrir productos o servicios nuevos que interesen a un usuario específico.
- Por ejemplo, Curalate, una empresa emergente con sede en Filadelfia, ayuda a las marcas a convertir las publicaciones en las redes sociales en ventas.
- Las marcas utilizan el servicio de etiquetado inteligente de productos (IPT) de Curalate para automatizar la recopilación y la selección del contenido social que generan los usuarios.
- El IPT utiliza las redes neuronales para encontrar y recomendar de forma automática productos relevantes para la actividad del usuario en las redes sociales.

- Las redes neuronales pueden hacer un seguimiento de la actividad del usuario para elaborar recomendaciones personalizadas.
- También pueden analizar todo el comportamiento de los usuarios y descubrir productos o servicios nuevos que interesen a un usuario específico.
- Por ejemplo, Curalate, una empresa emergente con sede en Filadelfia, ayuda a las marcas a convertir las publicaciones en las redes sociales en ventas.
- Las marcas utilizan el servicio de etiquetado inteligente de productos (IPT) de Curalate para automatizar la recopilación y la selección del contenido social que generan los usuarios.
- El IPT utiliza las redes neuronales para encontrar y recomendar de forma automática productos relevantes para la actividad del usuario en las redes sociales.
- Los consumidores no tienen que buscar en los catálogos en línea para encontrar un producto específico a partir de una imagen en las redes sociales.

- Las redes neuronales pueden hacer un seguimiento de la actividad del usuario para elaborar recomendaciones personalizadas.
- También pueden analizar todo el comportamiento de los usuarios y descubrir productos o servicios nuevos que interesen a un usuario específico.
- Por ejemplo, Curalate, una empresa emergente con sede en Filadelfia, ayuda a las marcas a convertir las publicaciones en las redes sociales en ventas.
- Las marcas utilizan el servicio de etiquetado inteligente de productos (IPT) de Curalate para automatizar la recopilación y la selección del contenido social que generan los usuarios.
- El IPT utiliza las redes neuronales para encontrar y recomendar de forma automática productos relevantes para la actividad del usuario en las redes sociales.
- Los consumidores no tienen que buscar en los catálogos en línea para encontrar un producto específico a partir de una imagen en las redes sociales.
- En cambio, pueden utilizar el etiquetado automático de productos de Curalate para comprar el producto con facilidad.

Contenido

- 1 ¿Qué son las Redes Neuronales?
- ¿Cómo funcionan las Redes Neuronales?
- Ejemplo
- 4 Entrenamiento de una RN
- ¿Para que sirven las RN?
- Tipos de RN
- Arquitectura de las RN
- 8 Comparación entre ML y DL
- Bibliografía

Tipos de Redes Neuronales

• Las redes neuronales pueden tener diferentes arquitecturas, pero una de las más comunes es la red neuronal multicapa o feedforward.

Tipos de Redes Neuronales

- Las redes neuronales pueden tener diferentes arquitecturas, pero una de las más comunes es la red neuronal multicapa o feedforward.
- Esta red consta de una capa de entrada, una o varias capas ocultas y una capa de salida.

Tipos de Redes Neuronales

- Las redes neuronales pueden tener diferentes arquitecturas, pero una de las más comunes es la red neuronal multicapa o feedforward.
- Esta red consta de una capa de entrada, una o varias capas ocultas y una capa de salida.
- La información fluye desde la capa de entrada a través de las capas ocultas hasta la capa de salida, sin retroalimentación.

Redes neuronales prealimentadas

• Las redes neuronales prealimentadas procesan los datos en una dirección, desde el nodo de entrada hasta el nodo de salida.

Redes neuronales prealimentadas

- Las redes neuronales prealimentadas procesan los datos en una dirección, desde el nodo de entrada hasta el nodo de salida.
- Todos los nodos de una capa están conectados a todos los nodos de la capa siguiente.

Redes neuronales prealimentadas

- Las redes neuronales prealimentadas procesan los datos en una dirección, desde el nodo de entrada hasta el nodo de salida.
- Todos los nodos de una capa están conectados a todos los nodos de la capa siguiente.
- Una red prealimentada utiliza un proceso de retroalimentación para mejorar las predicciones a lo largo del tiempo.

Algoritmo de retropropagación Las redes neuronales artificiales aprenden de forma continua mediante el uso de bucles de retroalimentación correctivos para mejorar su análisis predictivo.

Algoritmo de retropropagación Las redes neuronales artificiales aprenden de forma continua mediante el uso de bucles de retroalimentación correctivos para mejorar su análisis predictivo. En pocas palabras, puede pensar en los datos que fluyen desde el nodo de entrada hasta el nodo de salida a través de muchos caminos diferentes en la red neuronal.

Algoritmo de retropropagación Las redes neuronales artificiales aprenden de forma continua mediante el uso de bucles de retroalimentación correctivos para mejorar su análisis predictivo. En pocas palabras, puede pensar en los datos que fluyen desde el nodo de entrada hasta el nodo de salida a través de muchos caminos diferentes en la red neuronal. Solo un camino es el correcto: el que asigna el nodo de entrada al nodo de salida correcto.

Algoritmo de retropropagación Las redes neuronales artificiales aprenden de forma continua mediante el uso de bucles de retroalimentación correctivos para mejorar su análisis predictivo. En pocas palabras, puede pensar en los datos que fluyen desde el nodo de entrada hasta el nodo de salida a través de muchos caminos diferentes en la red neuronal. Solo un camino es el correcto: el que asigna el nodo de entrada al nodo de salida correcto. Para encontrar este camino, la red neuronal utiliza un bucle de retroalimentación que funciona de la siguiente manera:

Algoritmo de retropropagación Las redes neuronales artificiales aprenden de forma continua mediante el uso de bucles de retroalimentación correctivos para mejorar su análisis predictivo. En pocas palabras, puede pensar en los datos que fluyen desde el nodo de entrada hasta el nodo de salida a través de muchos caminos diferentes en la red neuronal. Solo un camino es el correcto: el que asigna el nodo de entrada al nodo de salida correcto. Para encontrar este camino, la red neuronal utiliza un bucle de retroalimentación que funciona de la siguiente manera:

Cada nodo intenta adivinar el siguiente nodo de la ruta.

Algoritmo de retropropagación Las redes neuronales artificiales aprenden de forma continua mediante el uso de bucles de retroalimentación correctivos para mejorar su análisis predictivo. En pocas palabras, puede pensar en los datos que fluyen desde el nodo de entrada hasta el nodo de salida a través de muchos caminos diferentes en la red neuronal. Solo un camino es el correcto: el que asigna el nodo de entrada al nodo de salida correcto. Para encontrar este camino, la red neuronal utiliza un bucle de retroalimentación que funciona de la siguiente manera:

- Cada nodo intenta adivinar el siguiente nodo de la ruta.
- ② Se comprueba si la suposición es correcta. Los nodos asignan valores de peso más altos a las rutas que conducen a más suposiciones correctas y valores de peso más bajos a las rutas de los nodos que conducen a suposiciones incorrectas.

Algoritmo de retropropagación Las redes neuronales artificiales aprenden de forma continua mediante el uso de bucles de retroalimentación correctivos para mejorar su análisis predictivo. En pocas palabras, puede pensar en los datos que fluyen desde el nodo de entrada hasta el nodo de salida a través de muchos caminos diferentes en la red neuronal. Solo un camino es el correcto: el que asigna el nodo de entrada al nodo de salida correcto. Para encontrar este camino, la red neuronal utiliza un bucle de retroalimentación que funciona de la siguiente manera:

- Cada nodo intenta adivinar el siguiente nodo de la ruta.
- ② Se comprueba si la suposición es correcta. Los nodos asignan valores de peso más altos a las rutas que conducen a más suposiciones correctas y valores de peso más bajos a las rutas de los nodos que conducen a suposiciones incorrectas.
- Para el siguiente punto de datos, los nodos realizan una predicción nueva con las trayectorias de mayor peso y luego repiten el paso 1.

Redes neuronales convolucionales

Redes neuronales convolucionales

• Las capas ocultas de las redes neuronales convolucionales realizan funciones matemáticas específicas, como la síntesis o el filtrado, denominadas convoluciones.

Redes neuronales convolucionales

- Las capas ocultas de las redes neuronales convolucionales realizan funciones matemáticas específicas, como la síntesis o el filtrado, denominadas convoluciones.
- Son muy útiles para la clasificación de imágenes porque pueden extraer características relevantes de las imágenes que son útiles para el reconocimiento y la clasificación de imágenes.

Redes neuronales convolucionales

- Las capas ocultas de las redes neuronales convolucionales realizan funciones matemáticas específicas, como la síntesis o el filtrado, denominadas convoluciones.
- Son muy útiles para la clasificación de imágenes porque pueden extraer características relevantes de las imágenes que son útiles para el reconocimiento y la clasificación de imágenes.
- La forma nueva es más fácil de procesar sin perder características que son fundamentales para hacer una buena predicción.

Redes neuronales convolucionales

- Las capas ocultas de las redes neuronales convolucionales realizan funciones matemáticas específicas, como la síntesis o el filtrado, denominadas convoluciones.
- Son muy útiles para la clasificación de imágenes porque pueden extraer características relevantes de las imágenes que son útiles para el reconocimiento y la clasificación de imágenes.
- La forma nueva es más fácil de procesar sin perder características que son fundamentales para hacer una buena predicción.
- Cada capa oculta extrae y procesa diferentes características de la imagen, como los bordes, el color y la profundidad.

Contenido

- 1 ¿Qué son las Redes Neuronales?
- ¿Cómo funcionan las Redes Neuronales?
- Ejemplo
- 4 Entrenamiento de una RN
- ¿Para que sirven las RN?
- Tipos de RN
- Arquitectura de las RN
- 8 Comparación entre ML y DL
- Bibliografía



• El cerebro humano es lo que inspira la arquitectura de las redes neuronales.

- El cerebro humano es lo que inspira la arquitectura de las redes neuronales.
- Las células del cerebro humano, llamadas neuronas, forman una red compleja y con un alto nivel de interconexión y se envían señales eléctricas entre sí para ayudar a los humanos a procesar la información.

- El cerebro humano es lo que inspira la arquitectura de las redes neuronales.
- Las células del cerebro humano, llamadas neuronas, forman una red compleja y con un alto nivel de interconexión y se envían señales eléctricas entre sí para ayudar a los humanos a procesar la información.
- De manera similar, una red neuronal artificial está formada por neuronas artificiales que trabajan juntas para resolver un problema.

- El cerebro humano es lo que inspira la arquitectura de las redes neuronales.
- Las células del cerebro humano, llamadas neuronas, forman una red compleja y con un alto nivel de interconexión y se envían señales eléctricas entre sí para ayudar a los humanos a procesar la información.
- De manera similar, una red neuronal artificial está formada por neuronas artificiales que trabajan juntas para resolver un problema.
- Las neuronas artificiales son módulos de software, llamados nodos, y las redes neuronales artificiales son programas de software o algoritmos que, en esencia, utilizan sistemas informáticos para resolver cálculos matemáticos.

Arquitectura de una red neuronal simple

Una red neuronal básica tiene neuronas artificiales interconectadas en tres capas:

Capa de entrada. La información del mundo exterior entra en la red neuronal artificial desde la capa de entrada.

Arquitectura de una red neuronal simple

Una red neuronal básica tiene neuronas artificiales interconectadas en tres capas:

Capa de entrada. La información del mundo exterior entra en la red neuronal artificial desde la capa de entrada. Los nodos de entrada procesan los datos, los analizan o los clasifican y los pasan a la siguiente capa.

Capa oculta. Las capas ocultas toman su entrada de la capa de entrada o de otras capas ocultas.

Arquitectura de una red neuronal simple

Una red neuronal básica tiene neuronas artificiales interconectadas en tres capas:

Capa de entrada. La información del mundo exterior entra en la red neuronal artificial desde la capa de entrada. Los nodos de entrada procesan los datos, los analizan o los clasifican y los pasan a la siguiente capa.

Capa oculta. Las capas ocultas toman su entrada de la capa de entrada o de otras capas ocultas. Las redes neuronales artificiales pueden tener una gran cantidad de capas ocultas.

Arquitectura de una red neuronal simple

Una red neuronal básica tiene neuronas artificiales interconectadas en tres capas:

Capa de entrada. La información del mundo exterior entra en la red neuronal artificial desde la capa de entrada. Los nodos de entrada procesan los datos, los analizan o los clasifican y los pasan a la siguiente capa.

Capa oculta. Las capas ocultas toman su entrada de la capa de entrada o de otras capas ocultas. Las redes neuronales artificiales pueden tener una gran cantidad de capas ocultas. Cada capa oculta analiza la salida de la capa anterior, la procesa aún más y la pasa a la siguiente capa.

Arquitectura de una red neuronal simple

- Capa de entrada. La información del mundo exterior entra en la red neuronal artificial desde la capa de entrada. Los nodos de entrada procesan los datos, los analizan o los clasifican y los pasan a la siguiente capa.
- Capa oculta. Las capas ocultas toman su entrada de la capa de entrada o de otras capas ocultas. Las redes neuronales artificiales pueden tener una gran cantidad de capas ocultas. Cada capa oculta analiza la salida de la capa anterior, la procesa aún más y la pasa a la siguiente capa.
- Capa de salida. La capa de salida proporciona el resultado final de todo el procesamiento de datos que realiza la red neuronal artificial.

Arquitectura de una red neuronal simple

- Capa de entrada. La información del mundo exterior entra en la red neuronal artificial desde la capa de entrada. Los nodos de entrada procesan los datos, los analizan o los clasifican y los pasan a la siguiente capa.
- Capa oculta. Las capas ocultas toman su entrada de la capa de entrada o de otras capas ocultas. Las redes neuronales artificiales pueden tener una gran cantidad de capas ocultas. Cada capa oculta analiza la salida de la capa anterior, la procesa aún más y la pasa a la siguiente capa.
- Capa de salida. La capa de salida proporciona el resultado final de todo el procesamiento de datos que realiza la red neuronal artificial. Puede tener uno o varios nodos.

Arquitectura de una red neuronal simple

- Capa de entrada. La información del mundo exterior entra en la red neuronal artificial desde la capa de entrada. Los nodos de entrada procesan los datos, los analizan o los clasifican y los pasan a la siguiente capa.
- Capa oculta. Las capas ocultas toman su entrada de la capa de entrada o de otras capas ocultas. Las redes neuronales artificiales pueden tener una gran cantidad de capas ocultas. Cada capa oculta analiza la salida de la capa anterior, la procesa aún más y la pasa a la siguiente capa.
- Capa de salida. La capa de salida proporciona el resultado final de todo el procesamiento de datos que realiza la red neuronal artificial. Puede tener uno o varios nodos. Por ejemplo, si tenemos un problema de clasificación binaria (sí/no), la capa de salida tendrá un nodo de salida que dará como resultado 1 o 0.

Arquitectura de una red neuronal simple

- Capa de entrada. La información del mundo exterior entra en la red neuronal artificial desde la capa de entrada. Los nodos de entrada procesan los datos, los analizan o los clasifican y los pasan a la siguiente capa.
- Capa oculta. Las capas ocultas toman su entrada de la capa de entrada o de otras capas ocultas. Las redes neuronales artificiales pueden tener una gran cantidad de capas ocultas. Cada capa oculta analiza la salida de la capa anterior, la procesa aún más y la pasa a la siguiente capa.
- Capa de salida. La capa de salida proporciona el resultado final de todo el procesamiento de datos que realiza la red neuronal artificial. Puede tener uno o varios nodos. Por ejemplo, si tenemos un problema de clasificación binaria (sí/no), la capa de salida tendrá un nodo de salida que dará como resultado 1 o 0. Sin embargo, si tenemos un problema de clasificación multiclase, la capa de salida puede estar formada por más de un nodo de salida.

Arquitectura de una red neuronal profunda

• Las redes neuronales profundas, o redes de aprendizaje profundo, tienen varias capas ocultas con millones de neuronas artificiales conectadas entre sí.

- Las redes neuronales profundas, o redes de aprendizaje profundo, tienen varias capas ocultas con millones de neuronas artificiales conectadas entre sí.
- Un número, denominado peso, representa las conexiones entre un nodo y otro.

- Las redes neuronales profundas, o redes de aprendizaje profundo, tienen varias capas ocultas con millones de neuronas artificiales conectadas entre sí.
- Un número, denominado peso, representa las conexiones entre un nodo y otro.
- El peso es un número positivo si un nodo estimula a otro, o negativo si un nodo suprime a otro.

- Las redes neuronales profundas, o redes de aprendizaje profundo, tienen varias capas ocultas con millones de neuronas artificiales conectadas entre sí.
- Un número, denominado peso, representa las conexiones entre un nodo y otro.
- El peso es un número positivo si un nodo estimula a otro, o negativo si un nodo suprime a otro.
- Los nodos con valores de peso más altos tienen mayor influencia en los demás nodos.

- Las redes neuronales profundas, o redes de aprendizaje profundo, tienen varias capas ocultas con millones de neuronas artificiales conectadas entre sí.
- Un número, denominado peso, representa las conexiones entre un nodo y otro.
- El peso es un número positivo si un nodo estimula a otro, o negativo si un nodo suprime a otro.
- Los nodos con valores de peso más altos tienen mayor influencia en los demás nodos.
- En teoría, las redes neuronales profundas pueden asignar cualquier tipo de entrada a cualquier tipo de salida.

- Las redes neuronales profundas, o redes de aprendizaje profundo, tienen varias capas ocultas con millones de neuronas artificiales conectadas entre sí.
- Un número, denominado peso, representa las conexiones entre un nodo y otro.
- El peso es un número positivo si un nodo estimula a otro, o negativo si un nodo suprime a otro.
- Los nodos con valores de peso más altos tienen mayor influencia en los demás nodos.
- En teoría, las redes neuronales profundas pueden asignar cualquier tipo de entrada a cualquier tipo de salida.
- Sin embargo, también necesitan mucho más entrenamiento en comparación con otros métodos de machine learning.

- Las redes neuronales profundas, o redes de aprendizaje profundo, tienen varias capas ocultas con millones de neuronas artificiales conectadas entre sí.
- Un número, denominado peso, representa las conexiones entre un nodo y otro.
- El peso es un número positivo si un nodo estimula a otro, o negativo si un nodo suprime a otro.
- Los nodos con valores de peso más altos tienen mayor influencia en los demás nodos.
- En teoría, las redes neuronales profundas pueden asignar cualquier tipo de entrada a cualquier tipo de salida.
- Sin embargo, también necesitan mucho más entrenamiento en comparación con otros métodos de machine learning.
- Necesitan millones de ejemplos de datos de entrenamiento en lugar de los cientos o miles que podría necesitar una red más simple.

Contenido

- 1 ¿Qué son las Redes Neuronales?
- ¿Cómo funcionan las Redes Neuronales?
- Ejemplo
- 4 Entrenamiento de una RN
- ¿Para que sirven las RN?
- Tipos de RN
- Arquitectura de las RN
- Comparación entre ML y DL
- Bibliografía

5 de iulio de 2023

• La inteligencia artificial es el campo de las ciencias de la computación que investiga métodos para dar a las máquinas la capacidad de realizar tareas que requieren inteligencia humana.

- La inteligencia artificial es el campo de las ciencias de la computación que investiga métodos para dar a las máquinas la capacidad de realizar tareas que requieren inteligencia humana.
- El machine learning es una técnica de inteligencia artificial que otorga a las computadoras acceso a conjuntos de datos muy grandes y les enseña a aprender de estos datos.

- La inteligencia artificial es el campo de las ciencias de la computación que investiga métodos para dar a las máquinas la capacidad de realizar tareas que requieren inteligencia humana.
- El machine learning es una técnica de inteligencia artificial que otorga a las computadoras acceso a conjuntos de datos muy grandes y les enseña a aprender de estos datos.
- El software de machine learning encuentra patrones en los datos existentes y los aplica a datos nuevos para tomar decisiones inteligentes.

- La inteligencia artificial es el campo de las ciencias de la computación que investiga métodos para dar a las máquinas la capacidad de realizar tareas que requieren inteligencia humana.
- El machine learning es una técnica de inteligencia artificial que otorga a las computadoras acceso a conjuntos de datos muy grandes y les enseña a aprender de estos datos.
- El software de machine learning encuentra patrones en los datos existentes y los aplica a datos nuevos para tomar decisiones inteligentes.
- El aprendizaje profundo es un subconjunto del machine learning que utiliza las redes de aprendizaje profundo para procesar los datos.

 Los métodos tradicionales de ML requieren la intervención humana para que el software de machine learning funcione suficientemente bien.

- Los métodos tradicionales de ML requieren la intervención humana para que el software de machine learning funcione suficientemente bien.
- Un científico de datos determina de forma manual el conjunto de características relevantes que el software debe analizar.

- Los métodos tradicionales de ML requieren la intervención humana para que el software de machine learning funcione suficientemente bien.
- Un científico de datos determina de forma manual el conjunto de características relevantes que el software debe analizar.
- Esto limita la capacidad del software, lo que hace que su creación y administración sean tediosas.

• Por otro lado, en el aprendizaje profundo, el científico de datos solo proporciona datos sin procesar al software.

- Por otro lado, en el aprendizaje profundo, el científico de datos solo proporciona datos sin procesar al software.
- La red de aprendizaje profundo obtiene las características por sí misma y aprende de forma más independiente.

- Por otro lado, en el aprendizaje profundo, el científico de datos solo proporciona datos sin procesar al software.
- La red de aprendizaje profundo obtiene las características por sí misma y aprende de forma más independiente.
- Puede analizar conjuntos de datos no estructurados como documentos de texto, identificar qué atributos de los datos deben priorizarse y resolver problemas más complejos.

Por ejemplo, si se entrenara un software de machine learning para identificar la imagen de una mascota de forma correcta, debería seguir estos pasos:

Por ejemplo, si se entrenara un software de machine learning para identificar la imagen de una mascota de forma correcta, debería seguir estos pasos:

• Encontrar y etiquetar de forma manual miles de imágenes de mascotas, como gatos, perros, caballos, hámsters, loros, etc.

Por ejemplo, si se entrenara un software de machine learning para identificar la imagen de una mascota de forma correcta, debería seguir estos pasos:

- Encontrar y etiquetar de forma manual miles de imágenes de mascotas, como gatos, perros, caballos, hámsters, loros, etc.
- Indicar al software de machine learning qué características debe buscar para poder identificar la imagen mediante la eliminación. Por ejemplo, podría contar el número de patas, comprobar la forma de los ojos, la forma de las orejas, la cola, el pelo, etc.

 Evaluar y cambiar de forma manual los conjuntos de datos etiquetados para mejorar la precisión del software. Por ejemplo, si su conjunto de entrenamiento cuenta con demasiadas fotos de gatos negros, el software identificará de forma correcta a un gato negro pero no a uno blanco.

- Evaluar y cambiar de forma manual los conjuntos de datos etiquetados para mejorar la precisión del software. Por ejemplo, si su conjunto de entrenamiento cuenta con demasiadas fotos de gatos negros, el software identificará de forma correcta a un gato negro pero no a uno blanco.
- En el aprendizaje profundo, sin embargo, las redes neuronales procesarían todas las imágenes y determinarían de forma automática que necesitan analizar primero el número de patas y la forma de la cara, y mirar las colas en último lugar para identificar con éxito el animal en la imagen.

Contenido

- 1 ¿Qué son las Redes Neuronales?
- ¿Cómo funcionan las Redes Neuronales?
- Ejemplo
- 4 Entrenamiento de una RN
- ¿Para que sirven las RN?
- Tipos de RN
- Arquitectura de las RN
- 8 Comparación entre ML y DL
- Bibliografía

48 / 49

References I



Amazon.

¿qué es una red neuronal?

https://aws.amazon.com/es/what-is/neural-network/.

Accesado Julio 2023.



ChatGPT.

¿qué son las redes neuronales?

Accesado Julio 2023.



Xakata.

Las redes neuronales: qué son y por qué están volviendo.

https://www.xataka.com/robotica-e-ia/

las-redes-neuronales-que-son-y-por-que-estan-volviendo.

Accesado Julio 2023.