Preguntas de ML sacadas de acá: ☐ [ML] MLP - Clase III

Preguntas de ML Final de Matemática Discreta II FaMAF 2024

 ¿En qué tipo de problemas es adecuado utilizar aprendizaje automático?	2
● ¿Cuál es la diferencia entre la función de costo o pérdida, y las métricas de	
rendimiento del modelo?	2
• ¿Cómo se puede entrenar un modelo utilizando features o características no	
numéricas?	2
• Explique por qué se intenta minimizar la función de costo utilizando un	
método iterativo (numérico) y no un método analítico minimizando la derivada	
de la función	2
● ¿Por qué el algoritmo SGD se llama "estocástico"?	2
• ¿Qué impacto tiene el learning rate en la optimización de la función?	2
• Si una red tiene muy buen rendimiento durante el entrenamiento, pero muy	
bajo rendimiento en un conjunto de datos de evaluación, ¿qué acciones tomaría	ì
para mejorar el modelo?	3
• ¿Por qué inicializamos los pesos de un modelo en valores aleatorios? ¿Qué	
pasaría si los inicializamos todos en cero? ¿Y todos en uno?	3
● ¿Por qué el dropout puede ser considerado una técnica de regularización?	3
● ¿Por qué está recomendada la estandarización o escalado de los valores de	
entrada de un modelo como la regresión lineal o el mlp?	3

¿En qué tipo de problemas es adecuado utilizar aprendizaje automático?

Es adecuado utilizar aprendizaje automático en problemas de detección/predicción de comportamientos/valores los cuales trabajan con grandes bases de datos, como la clasificación de imágenes, los algoritmos de recomendación de las grandes redes sociales, etc. También, los problemas en los que queremos no determinismo como la generación de texto/imagen/video que con un input nos den más de un resultado.

¿Cuál es la diferencia entre la función de costo o pérdida, y las métricas de rendimiento del modelo?

La función de costo, efectivamente nos da un valor de "rendimiento" de cada paso del modelo, pero tiene la propiedad de que es fácil de derivar pues se deben hacer muchas derivadas de la misma para actualizar los costos en cada iteración, y no queremos que sea una carga computacional extrema.

¿Cómo se puede entrenar un modelo utilizando features o características no numéricas?

Se deben convertir a features numéricas con métodos de codificación como one-hot encoding o directamente binary encoding donde a cada label no numérico se le asocia (biyectivamente) un valor numérico.

 Explique por qué se intenta minimizar la función de costo utilizando un método iterativo (numérico) y no un método analítico minimizando la derivada de la función

La función de costo se minimiza de manera iterativa pues en modelos complejos como las redes neuronales, minimizar la derivada sería algo muy costoso computacionalmente mientras que los métodos iterativos nos brindan suficiente precisión para mejorar.

¿Por qué el algoritmo SGD se llama "estocástico"?

El algoritmo **SGD** o Descenso Estocástico por el Gradiente, **se llama** "estocástico" por su no determinismo, es decir que tiene características que no siempre son las mismas, como por ejemplo la inicialización de parámetros aleatoria, la utilización de batches, y porque tampoco garantiza deterministicamente llegar a un mínimo de cualquier función para un learning rate dado.

¿Qué impacto tiene el learning rate en la optimización de la función?

El learning rate es la velocidad a la que la función (idealmente) converge a un mínimo local. Un learning rate muy chico, asegura la convergencia pero muy lenta, es decir que se requieren muchas iteraciones para llegar a valores cercanos al mínimo. Un learning rate muy grande, puede quedarse oscilando alrededor de un mínimo, o peor aún, causar comportamiento divergente. Lo ideal suele ser un learning rate adaptativo, que se vaya achicando a medida que nos movemos en la dirección correcta.

Si una red tiene muy buen rendimiento durante el entrenamiento, pero muy bajo rendimiento en un conjunto de datos de evaluación, ¿qué acciones tomaría para mejorar el modelo?

Esto significa que hay **overfitting** i.e que el modelo se adapta muy precisamente a los datos de entrenamiento y eso causa que no sea extensible a datos por fuera de ese conjunto. Para intentar solucionarlo, se puede **reducir la cantidad de features, eliminando features redundantes o innecesarias** o también se puede hacer algún tipo de **regularización** de los datos para limitar la complejidad del modelo.

¿Por qué inicializamos los pesos de un modelo en valores aleatorios? ¿Qué pasaría si los inicializamos todos en cero? ¿Y todos en uno?

La idea de inicializar los pesos del modelo en valores aleatorios es para intentar converger a distintos mínimos locales de la función, idealmente obteniendo un conjunto de valores aleatorios para los cuales la función converge a un mínimo global. Inicializarlos todos en un único valor no garantiza nada y reduce la probabilidad de converger a un mínimo global, salvo que conozcamos la forma de la función y su mínimo global, pero de ser así no usaríamos el modelo.

¿Por qué el dropout puede ser considerado una técnica de regularización?

El dropout "desactiva" neuronas durante el entrenamiento del modelo, esto es para evitar que su peso crezca demasiado permitiendo a las otras neuronas adaptarse también al modelo. Sería equivalente a eliminar features, pero de manera temporal y aleatoria.

¿Por qué está recomendada la estandarización o escalado de los valores de entrada de un modelo como la regresión lineal o el mlp?

Está recomendado estandarizar o escalar los valores de entrada ya que si todos los valores están en escalas distintas, los valores en escalas más grandes podrían contribuir de más al modelo, adueñándose de los resultados y dificultando la convergencia de los modelos. Estandarizando, serán los pesos de los features los que efectivamente determinen su importancia, y estos se irán adaptando, en lugar de los valores que son constantes.