

Clasificador de Género con KNN

Freddy Quesada

fredy.quesada01@usa.edu.co
Universidad Sergio Arboleda

Cristian Arias

cristian.arias02@usa.edu.co
Universidad Sergio Arboleda

Resumen

Se implementa un clasificador de género con el método de KNN, es decir, tomando como input imágenes de rostros femeninos y masculinos se pretende que el sistema clasifique de manera correcta. Frente a este escenario se plantean algunos cuestionamientos, que abordaremos en el desarrollo de este documento.

Palabras clave

visión por computadora, KNN, clasificador, género, rostro

¿Qué pasa si clasificamos rostros de hombres y mujeres sin descriptores y utilizando KNN?

La hipótesis inicial era que al tener un conjunto de datos con mayor variabilidad como los son fotografías de rostros humanos, esto haría que el rendimiento del clasificador basado en KNN (*K-Nearest Neighbors*) fuera notablemente peor, en comparación con el método de SVM (*Support Vector Machine*) que presenta un *accuracy* de 92%. La hipótesis se fundamentaba en que al tener mayor variabilidad en el dataset, el método KNN no sería capaz de clasificar correctamente, debido a la insidencia de características aparentes resultado de la complejidad presente en los rostros. Esta suposición se hacía tomando como referencia el dataset MNIST, que consta de imágenes binarias de números escritos a mano. En este dataset la variabilidad de los datos es mucho menor que en el dataset de rostros.

Utilizando el algoritmo KNN para entrenar el modelo de clasificación de rostros, logramos alcanzar un *accuracy* del 86%, sin realizar ajustes adicionales a la configuración predeterminada del modelo.

La conclusión a la que podemos llegar, es que en este caso la variabilidad de los datos, que parecía elevada tras una inspección visual humana, era mucho menor de lo esperada, o que no era tan «dañina» para el desempeño de la red KNN. Se desestimó un sobreajuste, ya que se hicieron múltiples pruebas con imágenes del set de prueba que se determinó para el entrenamiento.

¿Qué pasa si preprocesamos un poco cada imagen?

La hipótesis inicial era que usando ajustes de luminosidad o ruido en el dataset, podríamos reducir la variabilidad, lo que conllevaría a un mejor desempeño en la tarea de clasificación, pero como vimos en el punto anterior, la eficiencia de la red KNN en la tarea de clasificación por género de rostros humanos no se ve afectada tanto por la variabilidad del dataset, como por el ajuste de hiperparámetros.

¿Alguna propuesta para mejorar el performance?

Al entrenar el modelo de clasificación de rostros con KNN, obtuvimos un *accuracy* aproximado de 86%, con los ajustes por defecto de este tipo de red. Luego, usando una técnica de carácter estadístico, llamada **Optimizador Bayesiano**, logramos optimizar los hiperparámetros de la red para maximizar el *accuracy* (peso: distancia; tipo de distancia: Manhattan; y K: 5), obteniendo un valor aproximado de 97%, superando así, el rendimiento de la red SVM.

El Optimizador Bayesiano utiliza una función objetivo para evaluar el rendimiento del modelo con diferentes combinaciones de hiperparámetros y utiliza esta información para actualizar una distribución de probabilidad sobre los hiperparámetros. A medida que se realizan más evaluaciones, la distribución se estrecha en torno a los valores óptimos de los hiperparámetros.

¿Por qué sí funcionaba con el problema de clasificación de números?

La hipótesis inicial era que al tener un conjunto de datos con menor variabilidad como es MNIST, el método de KNN tendría mayor precisión, y de hecho así fue. Con redes KNN sin optimización de parámetros, para el caso del clasificador de números escritos a mano, se obtuvo un *accuracy* de 92%, y para el clasificador de género 86%. Ambas redes pueden ser optimizadas con métodos como el Optimizador Bayesiano, lo que hace que las diferencias se reduzcan significativamente.