El algoritmo K-medoides

El algoritmo K-medoides (*K-medoids*) es una variante del algoritmo K-medias que se utiliza también para dividir un conjunto de datos en K grupos exclusivos y al mismo nivel. Sin embargo, hay algunas diferencias entre ellos que puedes observar en la Tabla 1. Veamos:

Tabla. 1. Diferencias entre K-medias y K-medoides.

Aspecto	K-medias	K-medoides
Prototipos	Cada grupo está representado por su centroide, que es el punto promedio de todos los puntos en el grupo.	Cada grupo está definido por un punto real de los datos, conocido como medoide, que es el dato más representativo del grupo.
Paso de actualización	Determina los nuevos prototipos como el promedio de todos los puntos del grupo.	Considera cada dato x_i como candidato para sustituir a un prototipo. La decisión de si sustituir o no un centroide c_j por x_i se basa en un criterio que cuantifica el costo de reemplazo.
Criterio para optimizar	Suma de las distancias al cuadrado (inercia): $SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{\mathbf{x} \in G_i} \ \mathbf{x} - \mathbf{c}_i\ ^2$	Suma de las distancias absolutas: $SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{\pmb{x} \in G_i} \pmb{x} - \pmb{c}_i $
Sensibilidad a los valores atípicos (outliers)	Utiliza la distancia euclidiana para medir la similitud entre los puntos y los centroides, la cual puede verse afectada por los valores atípicos o outliers.	Al utilizar la suma de las distancias absolutas resulta menos sensible a los outliers. Por otra parte, emplear un dato real como medoide conlleva mayor robustez ante la presencia de valores atípicos

Interpretabilidad

Los centroides son puntos abstractos que pueden no estar presentes en los datos reales. Esto puede dificultar la interpretación y comprensión de los grupos cuando se tiene variables categóricas.

Los medoides son puntos reales de los datos. Esto facilita la interpretación y análisis de los resultados, sobre todo cuando se tienen variables categóricas.

Para finalizar, resaltar que ambos algoritmos seleccionan K instancias del conjunto de datos, de manera aleatoria, como prototipos iniciales para generar la primera partición, mediante la asignación de cada dato a su prototipo más cercano.

Bibliografía

Bonaccorso, G. (2019). Hands-On Unsupervised Learning with Python. O'Reilley.

Han, J., Kamber, K., Pei, J. (2011). Cluster Analysis. Data mining: Concepts and Techniques. Capítulo 10. O'Reilley.





© - Derechos Reservados: la presente obra, y en general todos sus contenidos, se encuentran protegidos por las normas internacionales y nacionales vigentes sobre propiedad Intelectual, por lo tanto su utilización parcial o total, reproducción, comunicación pública, transformación, distribución, alquiler, préstamo público e importación, total o parcial, en todo o en parte, en formato impreso o digital y en cualquier formato conocido o por conocer, se encuentran prohibidos, y solo serán lícitos en la medida en que se cuente con la autorización previa y expresa por escrito de la Universidad de los Andes.

De igual manera, la utilización de la imagen de las personas, docentes o estudiantes, sin su previa autorización está expresamente prohibida. En caso de incumplirse con lo mencionado, se procederá de conformidad con los reglamentos y políticas de la universidad, sin perjuicio de las demás acciones legales aplicables.

