Tarea 06 - Reconocimiento de patrones Giovanni Gamaliel López Padilla

Problema 01

Supongamos que (X,Y) son variables aleatorias discretas con la siguiente distribución conjunta:

	X=1	X=2	X=3	X=4
Y=0	0.1	0.05	0.05	0.15
Y=1	0.12	0.1	0.25	0.18

Queremos predecir Y en base del valor observado para X.

- Calcula el clasificador Bayesiano Optimo si equivocarse de categoría tiene costo 1 y no equivocarse tiene costo 0. ¿Cuál es el costo (error) promedio para este clasificador?
- lacktriangle Calcula el clasificador Bayesiano Optimo si clasificar una observación mal cuando el verdadero valor es Y = 1 tiene un costo 3 y en el otro caso tiene costo 2.

Para una x fija buscamos la asignación $\hat{Y}(x)$ que minimiza el error mostrado en la ecuación 1.

$$E_{Y|X=x}[L(Y,\hat{Y}(x))] \tag{1}$$

Para este problema se tiene que

$$E_{Y|X=x}[L(Y,\hat{Y}(x))] = L(0,\hat{Y}(x))P(Y=0|X=x) + L(1,\hat{Y}(x))P(Y=1|X=x)$$
 con $L(Y,Y) = 0$.

Si
$$\hat{Y}(x) = 0 \Rightarrow E_{Y|X=x}[L(Y, \hat{Y}(x))] = L(1, 0)P(Y = 1|X = x)$$

Si $\hat{Y}(x) = 1 \Rightarrow E_{Y|X=x}[L(Y, \hat{Y}(x))] = L(0, 1)P(Y = 1|X = x)$

Si

$$\frac{L(1,0)P(Y=1|X=x)}{L(0,1)P(Y=1|X=x)} > 1$$

entonces $\hat{Y}(x) = 1$ minimiza el error. De lo contrario $\hat{Y}(x) = 0$ obtiene el mínimo. Si el cociente es igual a 1 entonces las dos opciones minimizan. En particular elegimos $\hat{Y}(x) = 0$.

Por lo tanto el clasificador tiene la siguiente forma:

$$\hat{Y}(x) = \mathbb{I}\left[\frac{L(1,0)P(Y=1|X=x)}{L(0,1)P(Y=1|X=x)} > 1\right]\hat{Y}(x) \qquad = \mathbb{I}\left[\frac{P(Y=1|X=x)}{P(Y=1|X=x)} > \frac{L(0,1)}{L(1,0)}\right]$$

por el teorema de bayes, se obtiene lo siguiente:

$$\begin{split} \hat{Y}(x) &= \mathbb{I}\left[\frac{P(Y=1|X=x)}{P(Y=1|X=x)} > \frac{L(0,1)}{L(1,0)}\right] \\ &= \mathbb{I}\left[\frac{\frac{P(X=x|Y=1)P(Y=1)}{P(X=x)}}{\frac{P(X=x|Y=0)P(Y=0)}{P(X=x)}} > \frac{L(0,1)}{L(1,0)}\right] \\ &= \mathbb{I}\left[\frac{P(X=x|Y=1)}{P(X=x|Y=1)} > \frac{L(0,1)P(Y=0)}{L(1,0)P(Y=1)}\right] \end{split}$$

Usando la ley de la probabilidad total, se tiene el siguiente resultado

$$P(Y = 0) = \sum P(Y = 0|X = x)P(X = x) = \sum P(Y = 0, X = x) = 0.35$$

$$P(Y = 1) = \sum P(Y = 1|X = x)P(X = x) = \sum P(Y = 1, X = x) = 0.65$$

Calculando las probabilidades condicionales se tiene lo siguiente

$$P(X = 1|Y = 1) = \frac{12}{65} \qquad P(X = 1|Y = 0) = \frac{10}{35}$$

$$P(X = 2|Y = 1) = \frac{10}{65} \qquad P(X = 2|Y = 0) = \frac{5}{35}$$

$$P(X = 3|Y = 1) = \frac{25}{65} \qquad P(X = 3|Y = 0) = \frac{5}{35}$$

$$P(X = 4|Y = 1) = \frac{18}{65} \qquad P(X = 4|Y = 0) = \frac{15}{35}$$

por lo tanto, los coeficientes son

$$\frac{P(X=1|Y=1)}{P(X=1|Y=0)} = \frac{420}{650} \qquad \frac{P(X=1|Y=1)}{P(X=1|Y=0)} = \frac{875}{325}$$
$$\frac{P(X=2|Y=1)}{P(X=2|Y=0)} = \frac{350}{325} \qquad \frac{P(X=1|Y=1)}{P(X=1|Y=0)} = \frac{630}{975}$$

Supongamos que el costo de equivocarse es 1, entonces

$$\frac{L(0,1)}{L(1,0)} = \frac{1}{1} = 1$$

Con estos resultados obtener que el clasificador esta definido por: si x=1

$$\hat{y}(x) = \mathbb{I}\left[\frac{P(X=1|Y=1)}{P(X=1|Y=0)} > \frac{L(0,1)P(Y=0)}{L(1,0)P(Y=1)}\right]$$

$$= \mathbb{I}\left[\frac{420}{650} > \frac{35}{65}\right]$$

$$= 1$$

 $\sin x = 2$

$$\hat{y}(x) = \mathbb{I}\left[\frac{P(X=2|Y=1)}{P(X=2|Y=0)} > \frac{L(0,1)P(Y=0)}{L(1,0)P(Y=1)}\right]$$

$$= \mathbb{I}\left[\frac{70}{65} > \frac{35}{65}\right]$$

$$= 1$$

si x = 3

$$\hat{y}(x) = \mathbb{I}\left[\frac{P(X=3|Y=1)}{P(X=3|Y=0)} > \frac{L(0,1)P(Y=0)}{L(1,0)P(Y=1)}\right]$$

$$= \mathbb{I}\left[\frac{175}{65} > \frac{35}{65}\right]$$

$$= 1$$

 $\sin x = 4$

$$\hat{y}(x) = \mathbb{I}\left[\frac{P(X=4|Y=1)}{P(X=4|Y=0)} > \frac{L(0,1)P(Y=0)}{L(1,0)P(Y=1)}\right]$$

$$= \mathbb{I}\left[\frac{42}{65} > \frac{35}{65}\right]$$

$$= 1$$

Calculando el error se tiene lo siguiente:

Si $\hat{y}(x) = 1$, entonces

$$E_{Y|X=x}[L(y, \hat{y}(x))] = L(0, 1)P(Y = 0) = P(Y = 0) = 0.35$$

Supongamos que $L(y, \hat{y}(x))$ esta dada por

$$L(1,0) = 3$$
 $L(0,1) = 2$

es decir, clasificar mal cuando el verdadero valor de y es 1 tiene un costo de 3, en otro caso tiene un costo de 2.

por lo tanto el clasificador esta dado por

si x = 1

$$\hat{y}(x) = \mathbb{I}\left[\frac{P(X=1|Y=1)}{P(X=1|Y=0)} > \frac{L(0,1)P(Y=0)}{L(1,0)P(Y=1)}\right]$$

$$= \mathbb{I}\left[\frac{420}{650} > \frac{70}{195}\right]$$

$$= 1$$

 $\sin x = 2$

$$\hat{y}(x) = \mathbb{I}\left[\frac{P(X=2|Y=1)}{P(X=2|Y=0)} > \frac{L(0,1)P(Y=0)}{L(1,0)P(Y=1)}\right]$$

$$= \mathbb{I}\left[\frac{70}{65} > \frac{70}{195}\right]$$

$$= 1$$

si x = 3

$$\hat{y}(x) = \mathbb{I}\left[\frac{P(X=3|Y=1)}{P(X=3|Y=0)} > \frac{L(0,1)P(Y=0)}{L(1,0)P(Y=1)}\right]$$

$$= \mathbb{I}\left[\frac{175}{65} > \frac{70}{195}\right]$$

$$= 1$$

si x = 4

$$\hat{y}(x) = \mathbb{I}\left[\frac{P(X=4|Y=1)}{P(X=4|Y=0)} > \frac{L(0,1)P(Y=0)}{L(1,0)P(Y=1)}\right]$$

$$= \mathbb{I}\left[\frac{42}{65} > \frac{70}{195}\right]$$

$$= 1$$

Problema 02

Deriva el clasificador Bayesiano óptimo para el caso de tres clases y una función de costo simétrica cuando:

$$X|Y=1 \sim \mathcal{N}(\mu_1, \Sigma)$$
 $X|Y=2 \sim \mathcal{N}(\mu_2, \Sigma)$ $X|Y=3 \sim \mathcal{N}(\mu_3, \Sigma)$

у

$$P(Y = 1) = 2P(Y = 2) = P(Y = 3)$$

Para una x fija, buscamos la asgianción $\hat{y}(x)$ que minimiza el error

$$E_{Y|X=x}[L(y, \hat{y}(x))]$$

En este caso

$$E_{Y|X=x}[L(y, \hat{y}(x))] = L(1, \hat{y}(x))P(Y = 1|X = x) + L(2, \hat{y}(x))P(Y = 2|X = x) + L(3, \hat{y}(x))P(Y = 3|X = x)$$

Si $\hat{y}(x) = 1$, entonces

$$E_{Y|X=x}[L(y, \hat{y}(x))] = L(2, 1)P(Y = 2|X = x) + L(3, 1)P(Y = 3|X = x)$$

= $P(Y = 2|X = x) + P(Y = 3|X = x)$

Si $\hat{y}(x) = 2$, entonces

$$E_{Y|X=x}[L(y,\hat{y}(x))] = L(1,2)P(Y=1|X=x) + L(3,2)P(Y=3|X=x)$$

= $P(Y=1|X=x) + P(Y=3|X=x)$

Si $\hat{y}(x) = 3$, entonces

$$E_{Y|X=x}[L(y,\hat{y}(x))] = L(1,3)P(Y=1|X=x) + L(2,3)P(Y=2|X=x)$$

= $P(Y=1|X=x) + P(Y=2|X=x)$

Usando el teorema de bayes se obtiene que

$$P(Y = 2|X = x) + P(Y = 3|X = x) = \frac{P(X = x|Y = 2)P(Y = 2)}{\sum_{j} P(X = x|Y = j)P(Y = j)} + \frac{P(X = x|Y = 3)P(Y = 3)}{\sum_{j} P(X = x|Y = j)P(Y = j)}$$

$$P(Y = 1|X = x) + P(Y = 3|X = x) = \frac{P(X = x|Y = 1)P(Y = 1)}{\sum_{j} P(X = x|Y = j)P(Y = j)} + \frac{P(X = x|Y = 3)P(Y = 3)}{\sum_{j} P(X = x|Y = j)P(Y = j)}$$

$$P(Y = 1|X = x) + P(Y = 2|X = x) = \frac{P(X = x|Y = 1)P(Y = 1)}{\sum_{j} P(X = x|Y = j)P(Y = j)} + \frac{P(X = x|Y = 2)P(Y = 2)}{\sum_{j} P(X = x|Y = j)P(Y = j)}$$

si se cumpla la condición

$$P(X = x | Y = 1)P(Y = 1) \le P(X = x | Y = 2)P(Y = 2)$$

 $P(X = x | Y = 1)P(Y = 1) \le P(X = x | Y = 3)P(Y = 3)$

entonces se cumple que

$$E_{Y|X=x}[L(y,1)] \le E_{Y|X=x}[L(y,2)]$$

 $E_{Y|X=x}[L(y,1)] \le E_{Y|X=x}[L(y,3)]$

por lo que elegimos $\hat{y}(x) = 1$.

Si se cumpla la condición

$$P(X = x | Y = 2)P(Y = 2) \le P(X = x | Y = 1)P(Y = 1)$$

$$P(X = x | Y = 2)P(Y = 2) \le P(X = x | Y = 3)P(Y = 3)$$

entonces se cumple que

$$E_{Y|X=x}[L(y,2)] \le E_{Y|X=x}[L(y,1)]$$

 $E_{Y|X=x}[L(y,2)] \le E_{Y|X=x}[L(y,3)]$

por lo que elegimos $\hat{y}(x) = 2$.

Si se cumpla la condición

$$P(X = x | Y = 3)P(Y = 3) \le P(X = x | Y = 1)P(Y = 1)$$

$$P(X = x | Y = 3)P(Y = 3) \le P(X = x | Y = 2)P(Y = 2)$$

entonces se cumple que

$$E_{Y|X=x}[L(y,3)] \le E_{Y|X=x}[L(y,1)]$$

 $E_{Y|X=x}[L(y,3)] \le E_{Y|X=x}[L(y,2)]$

por lo que elegimos $\hat{y}(x) = 3$.

Por lo tanto, para una x fija debemos calcular tres coefiencientes y compararlos con 1 para determinar la clasificación correspondiente. Una alternativa es calcular el logaritmo de los coeficientes y compararlo con 0. Los coeficientes son los siguientes:

$$\frac{P(X=x|Y=1)P(Y=1)}{P(X=x|Y=2)P(Y=2)} = \frac{P(X=x|Y=1)2P(Y=2)}{P(X=x|Y=2)P(Y=2)} = \frac{2P(X=x|Y=1)}{P(X=x|Y=2)}$$

$$\frac{P(X=x|Y=1)P(Y=1)}{P(X=x|Y=3)P(Y=3)} = \frac{P(X=x|Y=1)P(Y=3)}{P(X=x|Y=3)P(Y=3)} = \frac{P(X=x|Y=1)}{P(X=x|Y=3)}$$

$$\frac{P(X=x|Y=2)P(Y=2)}{P(X=x|Y=3)P(Y=3)} = \frac{P(X=x|Y=2)P(Y=2)}{2P(X=x|Y=3)P(Y=2)} = \frac{P(X=x|Y=2)}{2P(X=x|Y=3)}$$

Dado que $X|Y=j\sim\mathcal{N}(\mu_j=\Sigma)$, entonces calculando los logaritmos se tiene que

$$\log\left(\frac{P(X=x|Y=1)}{P(X=x|Y=2)}\right) = \log(2) + (\mu_1 - \mu_2)^T \Sigma^{-1} x + \frac{1}{2}(\mu_1^T \Sigma \mu_1 - \mu_2^T \Sigma \mu_2) = \ell_{1,2}^T x + b_{1,2}$$

$$\log\left(\frac{P(X=x|Y=1)}{P(X=x|Y=3)}\right) = (\mu_1 - \mu_3)^T \Sigma^{-1} x + \frac{1}{2}(\mu_1^T \Sigma \mu_1 - \mu_3^T \Sigma \mu_3) = \ell_{1,3}^T x + b_{1,3}$$

$$\log\left(\frac{P(X=x|Y=2)}{P(X=x|Y=3)}\right) = (\mu_2 - \mu_2)^T \Sigma^{-1} x + \frac{1}{2}(\mu_2^T \Sigma \mu_2 - \mu_3^T \Sigma \mu_3) - \log 2 = \ell_{2,3}^T x + b_{2,3}$$

por lo tanto

$$\hat{y}(x) = \begin{cases} 1 & \text{para } \ell_{1,2}^T x + b_{1,2} \ge 0 \text{ y } \ell_{1,3}^T x + b_{1,3} \ge 0 \\ 2 & \text{para } \ell_{1,3}^T x + b_{1,3} \le 0 \text{ y } \ell_{2,3}^T x + b_{2,3} \ge 0 \\ 3 & \text{para } \ell_{2,3}^T x + b_{2,3} \le 0 \text{ y } \ell_{2,3}^T x + b_{2,3} \le 0 \end{cases}$$

Problema 03

Punto 01

Genere un conjunto de datos de entrenamiento de 200 puntos en \mathcal{R}^3 muestreando 100 puntos con coordendas independientes de una normal $\mathcal{N}(4,1)$ y 100 puntos de una normal $\mathcal{N}(8,1)$. Ejecute el algoritmo de agrupamiento de k-medias, para k=2,3,...,15, usando el conjunto de datos de entrenamiento. Para cada k use diez puntos iniciales aleatorios y solo guarde la solución que tenga el menor valor de la función objetivo de k-medias. Muestra en una gráfica el valor de la función objetivo de k-medias resultante sobre el conjunto de datos de entrenamiento como una función de k. Comenta lo que ves. Qué valor de k seleccionaría basándose solo en esta gráfica?

En la figura 1 se muestran los resultados de la función objetivo objetivos con el número de clusters $k=2,3,\ldots,15$. En esta gráfica se observa el comportamiento descendiente de la función objetivo conforme aumentan el número de clusters a tomar en cuenta. Este comportamiento aparenta llegar a una convergencia a un valor fijo conforme el número de clusters aumenta.

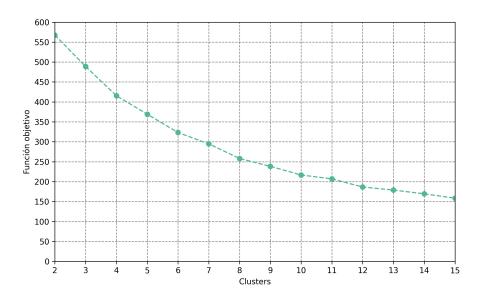


Figura 1: Valor de la función objetivo para los datos de entrenamiento.

Punto 02

Genere un conjunto de datos de validación del mismo tamaño que el conjunto de entrenamiento y de la misma manera. Para cada k, asigne cada punto o dato de validación a la media de clúster aprendida más cercana en la parte (a) y muestre en una gráfica el valor de la función objetivo resultante de k-medias usando los datos de validación como una función de k. Comenta lo que ves. Qué valor de k se seleccionaría si usara como criterio de selección el minimo valor de la funcion objetivo para los datos de validación?

Punto 03

Para cada k, calcule y muestre en una gráfica el indice (score) Calinski Harabasz (CH) calculado para los datos de entrenamiento. Muestra CH como una función de k, y comente al respecto. Que valor de k maximiza este criterio?

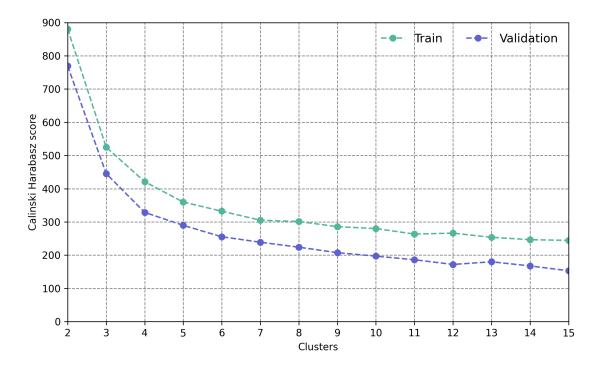


Figura 2: Índice de Calinski Harabasz obtenido a partir de la predicción de los datos de entrenamiento y validación.

Problema 04

En este problema comparán varios esquemas de inicialización para al algoritmo de agrupamiento k-medias

- El esquema de inicialización aleratorio o 'random'.
- El esquema de inicialización 'k-means++'.
- Proponga su propio esquema de inicialización.

Para $k \in \{2, 4, 8, 16, 32\}$ y para los 3 esquemas de inicialización, ejecute el algoritmo k-medias para la imagen a color Colorful-Flowers.jpg y obtenga la representación comprimida. Considere cada pixel como un punto en 3 dimensiones.

Punto 01

Ejecute cada inicialización 5 veces con diferentes semillas y muestre en una gráfica el mínimo y la media de la función obejtivo de k-medias como una función de k.

Punto 02

Para cada procedimiento y para cada k, visualice la imagen comprimida usando la mejor corrida aleatoria. Cual es el menor valor de k para el cual está satisfecho con el resultado obtenido?

Problema 05

Es importante que las compañías de tarjetas de crédito puedan reconocer transacciones fraudulentas con tarjetas de crédito para que a los clientes no se les cobren artículos que no han comprado.

Descarga la base de datos 'creditcard.csv' de la pagina Kaggle, https://www.kaggle. com/mlg-ulb/creditcardfraud Descripción de la base de datos: El conjunto de datos contiene transacciones realizadas con tarjetas de crédito en septiembre de 2013 por titulares de tarjetas europeos. Este conjunto de datos presenta transacciones que ocurrieron en dos días, donde tenemos 492 fraudes en 284,807 transacciones. El conjunto de datos está muy desequilibrado, la clase positiva (fraudes) representa 0, 172 % de todas las transacciones. La base de datos solo contiene variables de entrada numéricas que son el resultado de una transformación PCA. Desafortunadamente, debido a problemas de confidencialidad, no se pueden proporcionar las características originales, ni más información general sobre los datos. Las características V₁, V₂,..., V₂₈ son los principales componentes obtenidos con PCA, las únicas características que no han sido transformadas con PCA son 'Tiempo' y 'Cantidad' ('Time' and 'Amount'). La función 'Tiempo' ('Time') contiene los segundos transcurridos entre cada transacción y la primera transacción en el conjunto de datos. La función 'Cantidad' ('Amount') es la cantidad de la transacción. Caracteristica 'Class' es la variable respuesta y toma valor 1 en caso de fraude y 0 en caso contrario.

Ejecuta 5 veces k-medias con diferentes semillas (random seeds) usando el esquema de inicialización 'k-means++'.

Punto 01

Muestra en una gráfica el mínimo de la función objetivo como una función de k, para $k \in \{2,3,4,5,6\}$

Punto 02

Calcula y muestra el índice Fowlkes Mallows score (FM) usando el conjunto de entrenamiento. Muestra en una gráfica FM como una función de k, y comenta al respecto. Qué valor de k maximiza este criterio?