

MINERIA de DATOS

Clasificador Naïve Bayes

Edgar Acuna

Departamento de Matematicas

Universidad de Puerto Rico en Mayaguez

Estimacion de un Clasificador Bayesiano[1]

1. Estimar la distribucion de las predictoras en cada clase. Es decir, estimar $P(X_1, X_2, \dots, X_m \mid Y=v_i)$.
2. Estimar $P(Y=v_i)$. Como la fraccion de registros con $Y=v_i$.
3. Para hacer una nueva prediccion usar:

$$\begin{aligned} Y^{\text{predict}} &= \operatorname{argmax}_v P(Y = v \mid X_1 = u_1 \cdots X_m = u_m) \\ &= \operatorname{argmax}_v P(X_1 = u_1 \cdots X_m = u_m \mid Y = v) P(Y = v) \end{aligned}$$

Estimacion de un clasificador Bayesiano[2]

1. Estimar la distribucion de las predictoras en cada clase. Es decir, estimar $P(X_1, X_2, \dots, X_m / Y=v_i)$.
3. Estimar $P(Y=v_i)$. Como la fraccion de registros con $Y=v_i$.
4. Para una nueva prediccion:

$$Y^{\text{predict}} = \underset{v}{\operatorname{argmax}} P(Y = v)$$
$$= \underset{v}{\operatorname{argmax}} P(X_1 = u_1 \cdots X_m = u_m / Y=v)$$

Podemos usar nuestro favorito estimador de densidad.

Tenemos dos opciones:

- Estimador de densidad conjunta (kernel, k-nn)
- Estinador Naïve de densidad

Clasificador Naïve Bayes[1]

En el caso del clasificador naive se supone que las variables predictoras son independientes en cada una de las clases . Esto es,

$$P(X_1 = u_1 \cdots X_m = u_m \mid Y = v) = P(X_1 = u_1 \mid Y = v) \cdots P(X_m = u_m \mid Y = v).$$

Luego,

$$Y^{\text{predict}} = \underset{v}{\operatorname{argmax}} P(X_1 = u_1 \cdots X_m = u_m \mid Y = v) P(Y = v)$$

Se convierte en:

$$Y^{\text{predict}} = \underset{v}{\operatorname{argmax}} P(Y = v) \prod_{j=1}^m P(X_j = u_j \mid Y = v)$$

Clasificador Naïve Bayes[2]

Si hay muchos atributos de entrada este producto puede producir underflow, así que es mejor usar logaritmos.

$$Y^{\text{predict}} = \underset{v}{\operatorname{argmax}} \left(\log P(Y = v) + \sum_{j=1}^m \log P(X_j = u_j \mid Y = v) \right)$$

Si X_j es discreta entonces

$P(X_j = u_j \mid Y = v) = (\text{\#de records con } X_j = u_j \text{ en la clase } v) / \text{\# de records en la clase } v$. Es decir, la frecuencia relativa.

Clasificador Naïve Bayes[3]

El clasificador Naïve Bayes puede ser aplicado tambien cuando hay predictoras continuas, hay dos alternativas

- a) Aplicar previamente un metodo de discretizacion tal como: Usando intervalos de igual ancho, usando intervalos con igual frecuencia, o Discretizacion usando el metodo de la entropia. Todos ellos estan disponible en la libreria dprep (ver disc.mentr, disc.ew, disc.ef). Algunas veces discretizacion solo en dos intervalos es usada.
- b) Asumiendo una distribucion para cada predictora, por lo general esta se asume Gausiana, con media y varianza estimada de los datos. En forma mas general se puede estimar la distribucion usando un metodo tal como el kernel (muy pesado computacionalmente).

Clasificador Naïve Bayes [4]

Así en el caso que X_j sea continua,

$$P[X_j = a_j / C_i] = \frac{1}{s_j \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(a_j - \bar{x}_j)^2}{2s_j^2}\right]$$

Donde, \bar{x}_j y s_j son la media y la varianza de los valores de la variable X_j en la clase C_i .

La librería e1071 de R contiene una función **naiveBayes** que calcula el clasificador naïve Bayes, tanto para datos discretos como continuos.

Naïve Bayes también en la librería scikit-learn de Python.

Ejemplo 1.(atributos discretos solamente)

X1	X2	X3	Y
0	0	1	0
0	1	0	0
1	1	0	0
0	0	1	1
1	1	1	1
0	0	1	1
1	1	0	1

Ejemplo 1. (Cont.)

$$P(Y = 0) = 3/7$$

$$P(Y = 1) = 4/7$$

A que clase sera asignada el registro ($X_1=0, X_2=0, X_3=1$)?

$$P(X_1 = 0, X_2 = 0, X_3 = 1 / Y = 0) = P(X_1 = 0 / Y = 0)P(X_2 = 0 / Y = 0)$$

$$P(X_3 = 1 / Y = 0) = (2/3)(1/3)(1/3) = 2/27$$

$$P(X_1 = 0, X_2 = 0, X_3 = 1 / Y = 1) = P(X_1 = 0 / Y = 1)P(X_2 = 0 / Y = 1)$$

$$P(X_3 = 1 / Y = 1) = (2/4)(2/4)(3/4) = 3/16$$

Como $(3/7)(2/27) < (4/7)(3/16)$ entonces ($X_1=0, X_2=0, x_3=1$) sera asignado a la clase 1. Si el objeto esta asignado a la clase 0 entonces el NB comete un error.

Ejemplo 2. (atributos discretos y continuos)

X1	X2	X3	X4	Y
0	0	1	3.15	0
0	1	0	8.17	0
1	1	0	5.72	0
0	0	1	7.16	1
1	1	1	9.32	1
0	0	1	12.81	1
1	1	0	15.48	1

Ejemplo 2. (cont.)

#Metodo 1. Discretizando la columna 4

```
dnaiveeje2=disc.ew(naiveeje2,c(4:5))
```

```
dnaiveeje2
```

```
col1 col2 col3 col4 col5
```

```
[1,] 0 0 1 1 0
```

```
[2,] 0 1 0 1 0
```

```
[3,] 1 1 0 1 0
```

```
[4,] 0 0 1 1 1
```

```
[5,] 1 1 1 2 1
```

```
[6,] 0 0 1 2 1
```

```
[7,] 1 1 0 2 1
```

#Metodo 2. Sin discretizar la columna 4

Media y desviacion estandar de la col4 en cada clase

```
mean(naiveeje2[naiveeje2[,5]==0,4])
```

```
1] 5.68
```

```
> mean(naiveeje2[naiveeje2[,5]==1,4])
```

```
➤[1] 11.1925
```

Ejemplo 2. (cont.)

```
➤ > sd(naiveeje2[naiveeje2[,5]==0,4])
```

```
➤ [1] 2.510239
```

```
➤ > sd(naiveeje2[naiveeje2[,5]==1,4])
```

```
➤ [1] 3.686293
```

> # a que clase sera asignado el vector(0,0,1,4.25)?

Hay que calcular

$$P[X_1=0/Y=0]P[X_2=0/Y=0]P[X_3=1/Y=0]f(X_4=4.25/Y=0)P[Y=0]$$

y compararla con

$$P[X_1=0/Y=1]P[X_2=0/Y=1]P[X_3=1/Y=1]f(X_4=4.25/Y=1)P[Y=1]$$

```
> (2/27)*pnorm(4.25,5.68,2.5102)*3/7
```

```
[1] 0.009030122
```

```
> (3/16)*pnorm(4.25,11.1925,3.6862)*4/7
```

```
[1] 0.003195506
```

Luego el vector sera asignado a la clase 0.

```
> #usando naivebayes de e1071
```

```
➤ naivebayes21=as.data.frame(naiveeje2)
```

```
➤ a=naiveBayes(col5~.,data=naivebayes21)
```

```
➤ a
```

Ejemplo 2. (cont.)

```
>.....  
>A-priori probabilities:  
>Y  
>    0    1  
>0.4285714 0.5714286  
  
>Conditional probabilities:  
> col1  
> Y    [,1]    [,2]  
> 0 0.3333333 0.5773503  
> 1 0.5000000 0.5773503  
>.....  
>col4  
>Y    [,1]    [,2]  
> 0 5.6800 2.510239  
> 1 11.1925 3.686293
```

Ejemplo 2. (cont.)

```
pred=predict(a,naivebayes21[,-5],type="raw")
pred1=max.col(pred)
pred1
[1] 1 1 1 2 2 2 2
#matriz de confusion
table(pred1,naivebayes21[,5])
Pred1  0 1
      1 3 0
      2 0 4
Error=0
```

Naive Bayes para Bupa

Sin discretizar

```
> a=naiveBayes(V7~.,data=bupa)
> pred=predict(a,bupa[,-7],type="raw")
> pred1=max.col(pred)
> table(pred1,bupa[,7])
pred1  1  2
      1 112 119
      2  33  81
> error=152/345
[1] 0.4405797
```

Discretizando con el metodo de la entropia

```
> dbupa=disc.mentr(bupa,1:7)
#convirtiendo cada variable en un factor de lo contrario no considerada que
#ha sido discretizada
> for (i in 1:7)
+dbupa[,i]=as.factor(dbupa[,i])
> b=naiveBayes(V7~.,data=dbupa)
> pred=predict(b,dbupa[,-7])
> error=sum(pred!=bupa[,7])/dim(dbupa)[1]
> error
[1] 0.3681159
```

Naïve Bayes para Bupa (cont.)

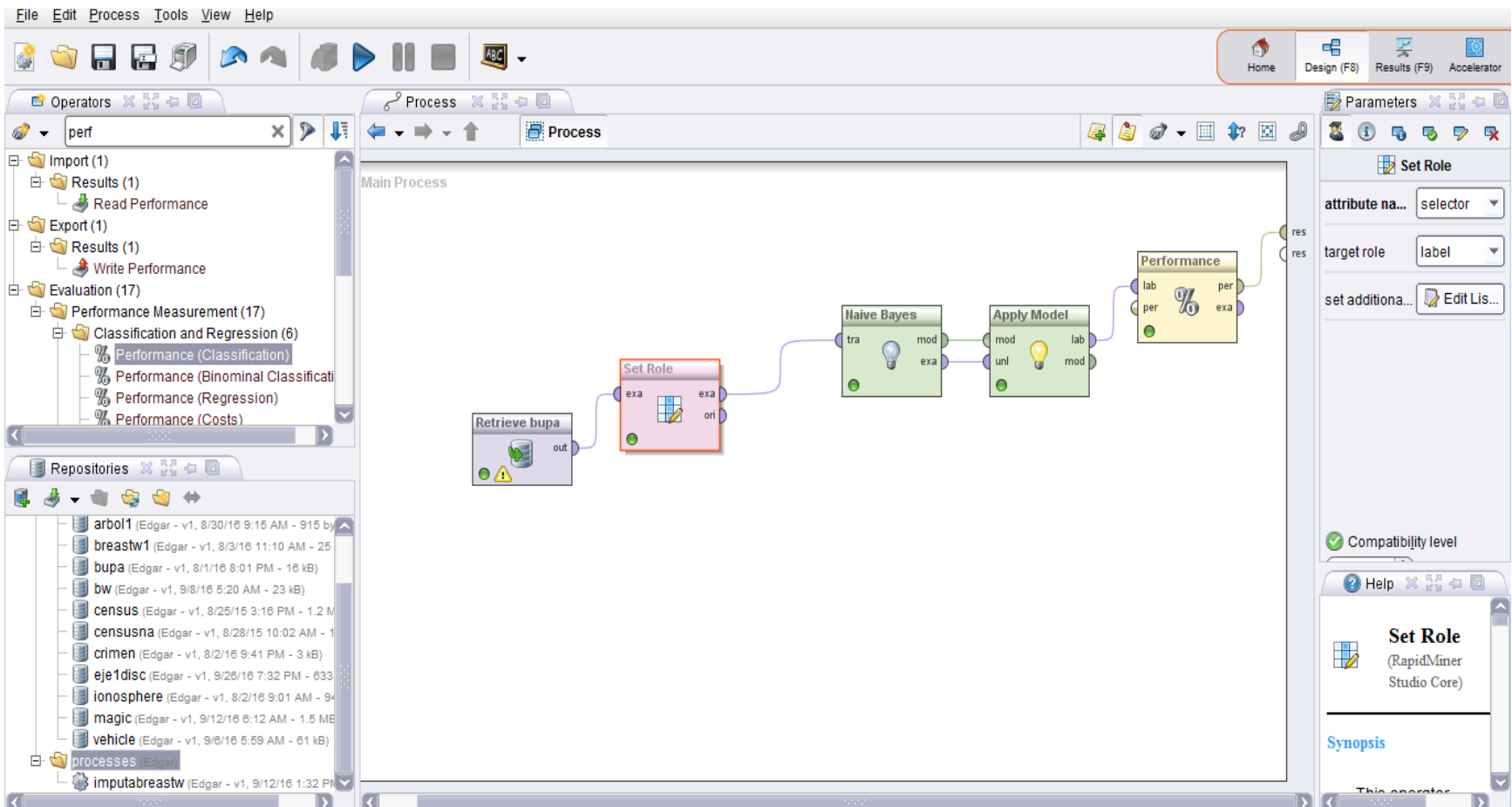
Discretizando por el metodo ChiMerge

```
chibupa=chiMerge(bupa,1:6)
for (i in 1:7)
  chibupa[,i]=as.factor(chibupa[,i])
b=naiveBayes(V7~.,data=chibupa)
pred=predict(b,chibupa[,-7])
error=sum(pred!=chibupa[,7])/dim(chibupa)[1]
error
[1] 0.1420290
```

Discretizando usando intervalos de igual ancho

```
dbupa=disc.ew(bupa,1:6)
#convirtiendo cada variable en un factor
for (i in 1:7)
  dbupa[,i]=as.factor(dbupa[,i])
b=naiveBayes(V7~.,data=dbupa)
pred=predict(b,dbupa[,-7])
error=sum(pred!=dbupa[,7])/dim(dbupa)[1]
error
[1] 0.2608696
```


Naïve Bayes en Rapidminer



Naïve Bayes para Diabetes

Sin Descretizar

```
> a=naiveBayes(V9~.,data=diabetes)
> pred=predict(a,diabetes[,-9],type="raw")
> pred1=max.col(pred)
> table(pred1,diabetes[,9])
```

```
pred1  1  2
      1 421 104
      2  79 164
```

```
> error=(79+104)/768
[1] 0.2382813
```

Discretizando por el metodo de la entropia

```
> ddiabetes=disc.mentr(diabetes,1:9)
> for (i in 1:9)
+ ddiabetes[,i]=as.factor(ddiabetes[,i])
> b=naiveBayes(V9~.,data=ddiabetes)
> pred=predict(b,ddiabetes[,-9])
> error=sum(pred!=ddiabetes[,9])/dim(ddiabetes)[1]
> error
[1] 0.2161458
```

Naïve Bayes para Diabetes (cont.)

Discretizando por el metodo ChiMerge

```
ddiabetes=chiMerge(diabetes,1:8)
for (i in 1:9)
+ ddiabetes[,i]=as.factor(ddiabetes[,i])
b=naiveBayes(V9~.,data=ddiabetes)
pred=predict(b,ddiabetes[,-9])
error=sum(pred!=ddiabetes[,9])/dim(ddiabetes)[1]
> error
[1] 0.09895833
```

Discretizando por el metodo de intervalos de igual ancho

```
ddiab=disc.ew(diabetes,1:8)
ddiabetes=disc.ew(diabetes,1:8)
for (i in 1:9)
+ ddiabetes[,i]=as.factor(ddiabetes[,i])
b=naiveBayes(V9~.,data=ddiabetes)
pred=predict(b,ddiabetes[,-9])
error=sum(pred!=ddiabetes[,9])/dim(ddiabetes)[1]
> error
[1] 0.2083333
```

Error por Validacion cruzada- Naïve Bayes

```
library (dprep)  
data(diabetes)  
crossval(diabetes,method="naiveBayes",repet=1)
```

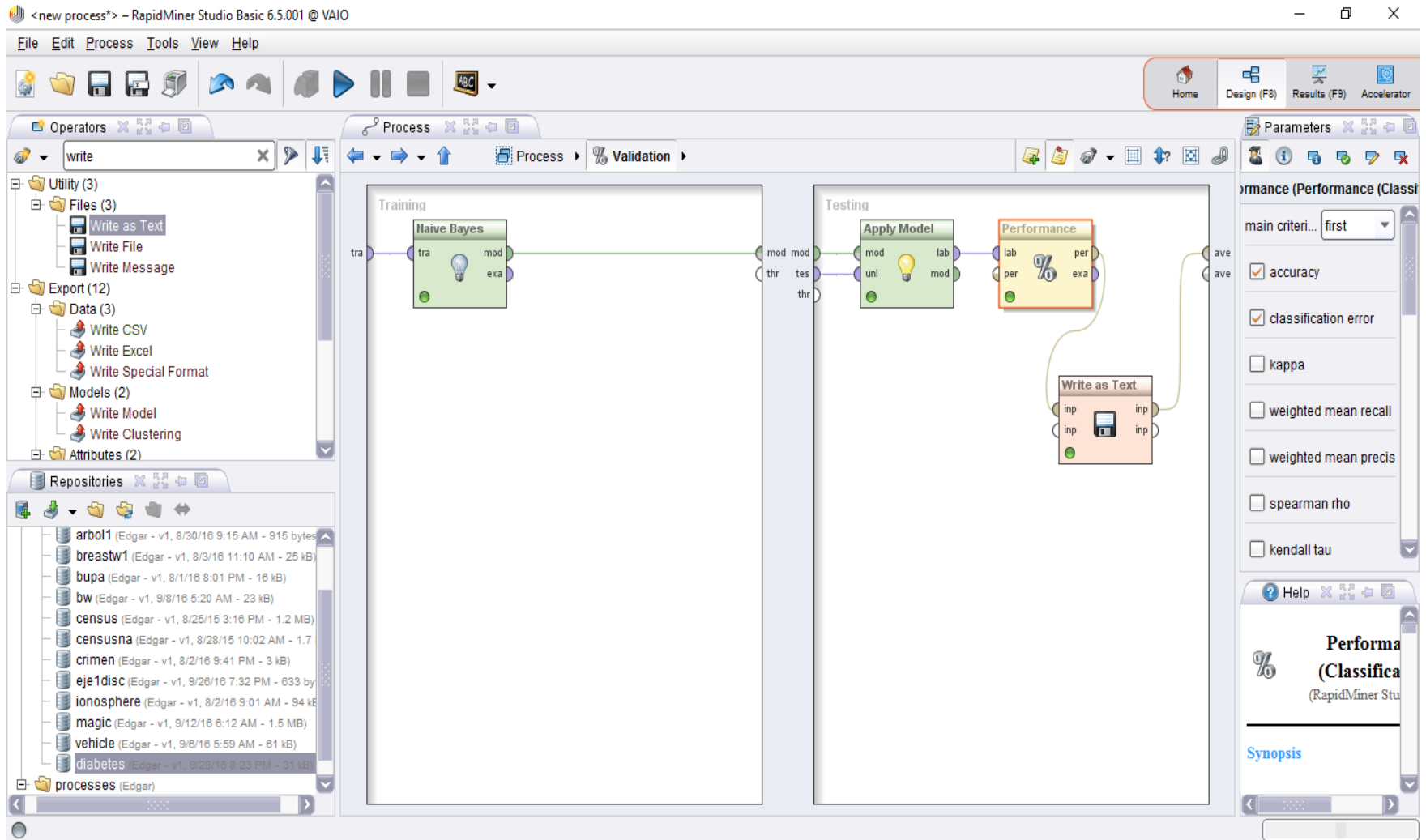
The error estimation in each repetition are:

```
[1] 0.2513021
```

The mean error estimation by cross-validation using
all the repetititons is:

```
[1] 0.2513021
```

Validacion Cruzada en Rapidminer



The Auto-mpg dataset

Donor: Quinlan, R. (1993)

Number of Instances: 398 minus 6 missing=392 (training: 196 test: 196):

Number of Attributes: 9 including the class attribute
7. Attribute Information:

1. mpg: continuous (discretizado bad \leq 25, good $>$ 25)
2. cylinders: multi-valued discrete
3. displacement: continuous (discretizado low \leq 200, high $>$ 200)
4. horsepower: continuous ((discretizado low \leq 90, high $>$ 90)
5. weight: continuous (discretizado low \leq 3000, high $>$ 3000)
6. acceleration: continuous (discretizado low \leq 15, high $>$ 15)
7. model year: multi-valued discrete (discretizado 70-74, 75-77, 78-82)
8. origin: multi-valued discrete
9. car name: string (unique for each instance)

Note: horsepower has 6 missing values

The auto-mpg dataset

18.0 8 307.0 130.0 3504. 12.0 70 1 "chevrolet chevelle
malibu"

15.0 8 350.0 165.0 3693. 11.5 70 1 "buick skylark 320"

18.0 8 318.0 150.0 3436. 11.0 70 1 "plymouth satellite"

16.0 8 304.0 150.0 3433. 12.0 70 1 "amc rebel sst"

17.0 8 302.0 140.0 3449. 10.5 70 1 "ford torino"

.....

27.0 4 140.0 86.00 2790. 15.6 82 1 "ford mustang gl"

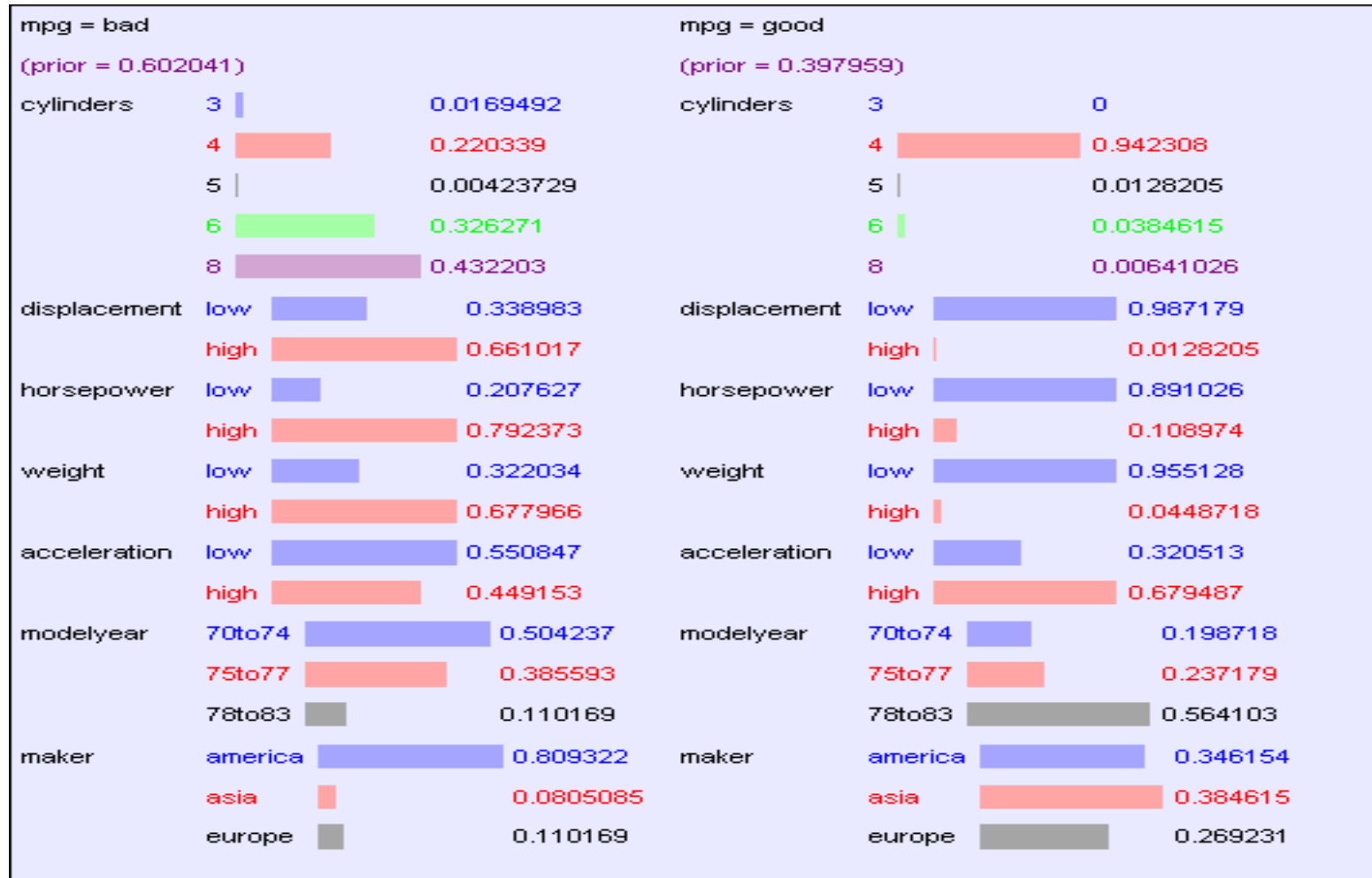
44.0 4 97.00 52.00 2130. 24.6 82 2 "vw pickup"

32.0 4 135.0 84.00 2295. 11.6 82 1 "dodge rampage"

28.0 4 120.0 79.00 2625. 18.6 82 1 "ford ranger"

31.0 4 119.0 82.00 2720. 19.4 82 1 "chevy s-10"

Resultados del clasificador NB para “MPG”: 392 records



Resultados del clasificador NB para: “mpg”

```
> #sin discretizar
> b=naiveBayes(mpg~.,data=autompg)
> pred=predict(b,autompg[,-1],type="raw")
> pred1=max.col(pred)
> table(pred1,autompg[,1])
pred1  1  2
      1 180  8
      2  56 148
> error=64/392
[1] 0.1632
> #Discretizando manualmente
> b=naiveBayes(mpg~.,data=autompg2)
> pred=predict(b,autompg2[,-1])
> table(pred,autompg2[,1])
pred  1  2
     1 182  7
     2  54 149
> 61/392
[1] 0.1556122
```

Clasificadores Naive Bayes (cont.)

- Las probabilidades cero afectan al clasificador Naïve Bayes (ocurre si un valor de una variable en el conjunto de prueba no aparece en el conjunto de entrenamiento). Para resolver el problema se usa la correccion de Laplace $(1+\text{conteo})/(k+n)$.
- El proceso de discretizacion tambien parecer afectar el rendimiento del clasificador.
- Naïve Bayes es bastante barato. No tiene problemas para trabajar con 10,000 atributos.
- Naive Bayes puede aplicarse a conjunto de datos con distinto tipos de variables.
- Naïve Bayes es un caso particular de Redes bayesianas