

Relatório de Implementação de um classificador com opção de rejeição

Angélica Viana

May 2019

1 Introdução

Este relatório visa descrever a implementação de um classificador bayesiano gaussiano com opção de rejeição. Após a implementação do classificador, foram testadas as bases de dados: Iris, Coluna Vertebral e Artificial 1.

2 Classificador com opção de rejeição

O classificador com opção de rejeição aqui implementado é resultante da introdução da capacidade de rejeição no classificador bayesiano gaussiano puro.

Para a implementação da rejeição, o conceito de limiar de rejeição deve ser definido, que nada mais é do que um parâmetro t que é utilizado para definir uma região de rejeição onde estarão as probabilidades a posteriori que na regra de decisão do classificador fará rejeitar o padrão, além do conceito de custo de rejeição (Wr).

A regra de decisão do classificador binário com opção de rejeição é dada por:

- $p = \max(P(\omega_1|x), P(\omega_2|x))$
- Se $(0.5 + t) \geq p \geq (0.5 - t)$: Rejeite!
Senão: Classifique!

Em que $p(\omega_1|x)$ é a probabilidade a posteriori de o padrão x pertencer a classe 1, $p(\omega_2|x)$ é a probabilidade a posteriori de um padrão x pertencer a classe 2 e t é um limiar definido pelo usuário.

Para se encontrar o limiar ideal a ser utilizado, deseja-se minimizar o valor de uma função custo definida como o risco, que envolve em seu compto o erro ($E(t)$), a taxa de rejeição ($R(t)$) e um valor de custo de rejeição (Wr) e pode ser definida por:

$$Risco(t) = E(t) + Wr * R(t) \quad (1)$$

Neste trabalho, foram feitas vinte realizações de treinamento e teste, nas quais foram feitas buscas em grade no treinamento para encontrar o melhor

limiar t com base no objetivo de minimizar a função custo $Risco(t)$ utilizando-se cinco valores diferentes para W_r , sendo eles 0,04; 0,12; 0,24; 0,36 e 0,48. Além disso, foram testados dez valores para o limiar t , no intervalo $[0,0; 0,5]$ com passos de 0,05 entre os valores. Para cada W_r foi encontrado um valor de limiar ótimo.

Ao final das vinte realizações, foram computadas as médias de acurácias e taxas e rejeição para cada W_r e assim foi possível plotar um gráfico de acurácia x rejeição.

Os resultados da aplicação desse classificador bayesiano binário com opção de rejeição as bases da Iris, da Coluna Vertebral e Artificial podem ser vistos na seção seguinte.

3 Testes

As três bases utilizadas nos experimentos são referente a bases com duas classes, na qual:

- *Iris*: Setosa contra as demais.
- *Coluna vertebral*: Normal contra os demais.
- *Artificial I*: Base de dados baseado na estrutura da lógica AND com 50 padrões para cada classe.

As medidas de acurácia (A.M.), desvio padrão da média das acurácias (D.A.) e das taxas de rejeição podem ser visualizados a partir da tabela abaixo para cada uma das bases.

Table S1: Tabela contendo as métricas de avaliação para a aplicação das três bases.

Classificador	Treinamento				Teste			
	A.M.	D.A.	R.M.	D.R.	A.M.	D.P.	R.M.	D.R.
Iris	100,00	0,00	0,00	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00
Coluna Vertebral	92,79	0,19	27,17	5,34	90,83	8,00	24,59	0,16
Artificial I	100,00	0,00	0,00	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00

Fonte: Autoria Própria.

A curva de acurácia x rejeição da base da coluna pode ser visualizada referente as médias das acurácias e das taxas de rejeição obtidas nas vinte realizações para cada custo W_r e pode ser observada abaixo. **Obs:** As demais bases de dados deram 100% de acurácia média para todos os W_r e o mesmo valor de taxa de rejeição média.

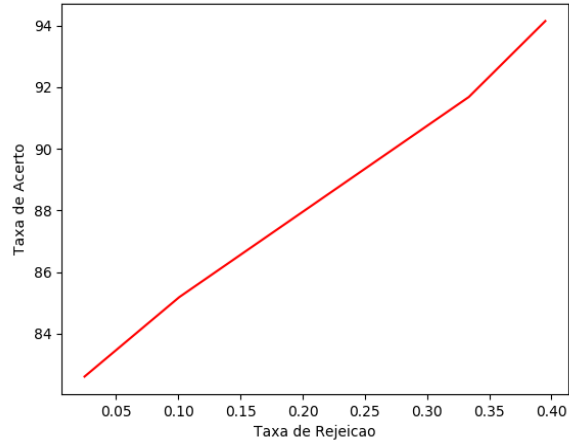


Figure 1: Curva acurácia x rejeição

As matrizes de confusão de teste que mais se aproximaram da média das acurácias das vinte realizações são apresentadas abaixo para as três bases.

	1	2	3
1	11	0	0
2	0	19	0

(a) Iris

	1	2	3
1	11	3	5
2	5	31	6

(b) Coluna Vertebral

	1	2	3
1	9	0	0
2	0	11	0

(c) Artificial I

É possível observar que na base da coluna alguns padrões de ambas as classes não são classificados e sim rejeitados, no exemplo da matriz de confusão apresentada acima ao todo 11 padrões são rejeitados de um total de 61 padrões.

Os valores médios de acurácia e taxas de rejeição podem ser vistos na tabela abaixo para a base da coluna.

Table S2: Tabela contendo as médias de acurácia e rejeição das 20 realizações para cada Wr.

Acurácias	82,61	85,19	91,68	94,15	94,15
Taxas de rejeição	2,45	10,08	33,36	39,5	39,5

Fonte: Autoria Própria.

As imagens abaixo representam as superfícies de decisão do classificador implementado aqui para as bases da Iris (atributos 1 e 2), Coluna (atributos 2 e 5) e Artificial I (2 atributos).

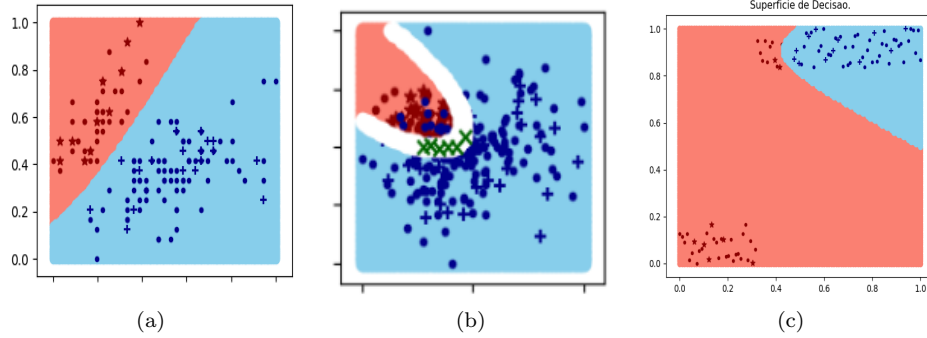


Figure 2: Superfícies de decisão - Iris, coluna e artificial.

Os limiares de rejeição ótimos para as bases da Iris e Artificial foram todos iguais a 0,0, pois são problemas facilmente separáveis e os padrões de cada classe não são facilmente confundidos. Já para a base da Coluna, os limiares ótimos variaram em sua maioria entre 0,4 e 0,5.

4 Conclusão

Os resultados demonstram que o classificador com opção de rejeição é uma ótima alternativa para solucionar problemas de classificação que apresentam uma região de decisão muito difícil, pois os dados de ambas as classes estão muito próximos e o classificador naive tende a errar nesses casos, o ideal então seria rejeitar ao invés de realizar uma classificação errada. Dessa forma, cria-se uma região de rejeição, equilibrada pela definição de uma função custo que é capaz de encontrar um limiar ideal para definir essa região de modo que nem a acurácia seja tão alta e a rejeição alta, nem ambas sejam tão baixa. Além disso, podemos observar que tanto a base de dados da Iris, como a base de dados artificial I são bases que pertencem a problemas de classificação binária fáceis de serem solucionados, de modo que sem qualquer região de rejeição o algoritmo ainda assim resulta em 100% de acurácia para ambas as bases tanto no treinamento como teste.