

Resumo

Aqui começa o resumo escrito em língua vernácula.

Abstract

Here the abstract written in foreign language begins

1 Introdução

Segundo o dicionário Cambridge, *rank* significa uma posição particular, mais alta ou mais baixa que outras.

Dado um conjunto de instâncias, espera-se obter um arranjo desse que considere alguma característica de tais instâncias.

2 Ranking: *Noções Preliminares*

Em termos gerais, *ranking* pode ser enunciado como a tarefa de ordenar os elementos de um conjunto de acordo com algum critério. Alguns exemplos de *rankings* são: *ranking* de seleções da FIFA, *ranking* das melhores aplicações do Rails Rumble e ranking do IDH (Índice de Desenvolvimento Humano) dos países.

Todos os exemplos citados acima tem um aspecto comum: a comparação entre os elementos do ranking é feita sobre uma pontuação de cada elemento. Essa pontuação é obtida a partir de algumas características dos elementos, da mesma forma, o problema a ser estudado consiste em ordenar elementos de acordo com uma pontuação.

Em uma definição que carece de formalidade, pode-se descrever o problema como a busca pela ordenação dos elementos de um conjunto. A ordem é regida por uma pontuação obtida por cada elemento, assim podemos reduzir o problema à determinação da pontuação para todos os elementos do conjunto.

Cada instância possui uma característica binária C em comum, isso significa que C pode assumir um de dois valores possíveis para uma dada instância. Fixando um valor V para a característica C como base, podemos dizer, de forma simplória, que a pontuação dessa instância é a probabilidade de C possuir o valor V .

2.0.1 Formalização do problema

Algumas definições são necessárias para adicionar formalidade à descrição do problema dada acima. Começando pelo conceito de *ranking*, o conjunto a ser ordenado é chamado de base. Os elementos do conjunto a serem ordenados são denominados instâncias. As características dos elementos a que nos referimos são chamadas de atributos das instâncias. Dentre os atributos, um é nomeado classe, encarregado da ordenação no *ranking*, além disso, para nosso problema, o atributo classe deve ter um domínio binário $\{0, 1\}$.

Tendo como entrada uma base composta por instâncias para as quais os valores das classes

são desconhecidos, espera-se como saída uma ordenação de tais instâncias que siga o critério: as instâncias com maior chance de pertencer à classe 0 devem preceder as com maior chance de pertencer à classe 1. Isso deve ser concluído com base apenas nos atributos das instâncias.

A via para definir uma solução passa pelo aprendizado de máquina. O algoritmo projetado funciona em duas etapas. Na primeira, denominada treinamento, recebe uma base com instâncias compostas por atributos e classe e tenta extrair algum conhecimento dessas. Na segunda etapa, o algoritmo recebe uma base com instâncias compostas apenas por atributos e deve usar o conhecimento obtido na primeira etapa para ordenar tais instâncias.

Uma medida comum de sucesso para algoritmos de *ranking* é a área sobre a curva *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*), comumente chamada de *AUC* (*Area Under the Curve*). A perda, $1 - AUC$, associada a essa medida é calculada pelo número de instâncias, normalizado pela quantidade de 0s vezes a quantidade de 1s, que necessitam ser trocadas para um *ranking* perfeito. Uma ordenação é perfeita, quando todas as instâncias com classe 0 precedem as com classe 1, nesse caso a perda na *AUC* é 0. No pior caso, em que todos os 1s precedem os 0s, a perda na *AUC* é 1.

O uso da classe como critério para ordenação sugere uma relação com os problemas de classificação e regressão em aprendizagem de máquina. Realmente, pode-se derivar uma ordenação diretamente das pontuações obtidas em uma classificação ou regressão. Se desejamos que instâncias da classe 0 ocupem as primeiras posições do *ranking*, basta ordenar de forma crescente as pontuações obtidas considerando a classe 0.

Geralmente, a medida de eficiência mais utilizada para classificação é a acurácia: uma razão entre o número de instâncias corretamente classificadas sobre o número total de instâncias no conjunto de avaliação. O erro decorrente de uma classificação afeta a acurácia de uma forma pontual.

Comparativamente, um erro de classificação pode ter maior influência na medida *AUC* que na acurácia, portanto afetar consideravelmente um *ranking*. A causa disso é a *AUC* considerar uma relação entre as instâncias, enquanto a acurácia considera apenas as instâncias pontualmente. Abaixo ilustramos através de um exemplo uma relação entre essas medidas que comprova o intuído sobre erros na classificação.

No conjunto hipotético representado ao lado, temos dez instâncias ordenadas em um *ranking* com os atributos, as classes e as previsões dadas por um classificador. Podemos perceber que o classificador errou apenas a classe da terceira instância.

Calculando a acurácia, temos nove acertos em dez possíveis, ou seja, 90%. Calculando a

atributos	classe	previsão
$a_{0,1}, \dots, a_{0,n}$	0	0
$a_{1,1}, \dots, a_{1,n}$	0	0
$a_{2,1}, \dots, a_{2,n}$	1	0
$a_{3,1}, \dots, a_{3,n}$	0	0
$a_{4,1}, \dots, a_{4,n}$	0	0
$a_{5,1}, \dots, a_{5,n}$	0	0
$a_{6,1}, \dots, a_{6,n}$	0	0
$a_{7,1}, \dots, a_{7,n}$	0	0
$a_{8,1}, \dots, a_{8,n}$	0	0
$a_{9,1}, \dots, a_{9,n}$	1	1

Tabela 2.1: Exemplo de *ranking* e classificação

perda da AUC considerando como base a classe 0, a terceira instância precisa retroceder seis posições para uma ordenação perfeita, normalizando pelo número de 0s vezes o número de 1s, temos $(1 - AUC) = 6 \div (2 * 8) = 0,375$, logo a AUC vale 62,5%. Isso comprova que a AUC, comparada à acurácia, pode sofrer um impacto maior devido a erros de classificação.

Langford explica que um classificador que gere um erro de ordem α na acurácia pode gerar um erro teórico máximo de $\alpha \cdot n$ na AUC, onde n é a cardinalidade do conjunto de instâncias avaliado. Esse efeito se intensifica a medida que aumenta o desbalanceamento de classes do conjunto usado durante o processo de treinamento pois, quanto mais desbalanceadas as classes, mais provável que o classificador resultante seja tendencioso para a classe majoritária.

3 Ranking: *Implantação*

Aqui ficará o texto sobre a implantação do Ranking e as novas estratégias adotadas.

3.1 Votação

Aqui ficará a explicação sobre o sistema de votação entre vários classificadores.

3.2 Pares por instância

Aqui ficará a explicação sobre a quantidade de pares por instância a treinar o classificador.

4 Avaliação do Ranking

De acordo com o artigo Langford, o algoritmo de Ranking proposto tem um desempenho melhor quando aplicado sobre bases com alto desbalanceamento entre as classes. Partindo desse princípio, foi montada uma estratégia de testes com cinco bases de dados com diferentes níveis de desbalanceamento. Tais bases podem ser encontradas no repositório da University of California, Irvine (UCI) em <http://archive.ics.uci.edu/ml/>.

4.1 Características das bases

As bases usadas foram as seguintes: Breast Cancer; Statlog (Vehicle Silhouettes), chamada de Vehicle; Hepatitis; Glass Identification, chamada de Glass e Yeast. Como o algoritmo proposto em langford tem um custo computacional alto, $O(n^2)$ para treinamento e $O(n^2)$ para gerar o ranking; isso aliado ao baixo controle sobre o ambiente de execução culminou na escolha de bases pequenas para avaliação do experimento.

As bases Vehicle, Glass e Yeast tratam, originalmente, de problemas multi classe. A essas bases foram aplicadas transformações a fim de torná-las problemas de classe binária. Para as bases Vehicle e Glass, foram unidas todas as classes, exceto a minoritária, em uma nova classe. Para a base Yeast, apenas as classes de valor 'CYT' ou 'POX' foram consideradas.

Cada base utilizada apresenta diferentes características como: desbalanceamento entre as classes, número de atributos, número de instâncias, entre outros. A tabela 4.1 mostra um resumo sobre as características das bases.

4.2 Execução e Avaliação do Algoritmo

Foram escolhidos quatro classificadores base para avaliar o algoritmo: J48, Naïve Bayes, Logistic e SMO. O motivo da escolha desses classificadores é o reconhecimento de tais como padrões em suas famílias, J48 para árvores (implanta a árvore de decisão C4.5), Naïve Bayes

Bases	Atributos		Instâncias	Classe		
	Contínuos	Discretos		Minoritária	Majoritária	Distribuição
breast-cancer	0	9	286	85	201	30% - 70%
vehicle	18	0	846	199	647	23% - 77%
hepatitis	6	13	155	32	123	20% - 80%
glass	9	0	214	29	185	13% - 87%
yeast	8	0	483	20	463	4% - 96%

Tabela 4.1: Dados sobre as bases usadas para *ranking*

para estatísticos, Logistic (implanta curva logística) e SMO (implanta Support Vector Machine) para classificadores baseados em funções.

Para cada classificador base houve quatro baterias de execução com diferentes configurações:

1. Somente o classificador;
2. O classificador como base para o algoritmo de *ranking* original;
3. O classificador como base para o algoritmo de ranking com configurações de 1 par por instância e 10 classificadores na votação;
4. O classificador como base para o algoritmo de ranking com configurações de 10 pares por instância e 1 classificador na votação.

Nas três baterias que envolveram o algoritmo de *ranking*, o método de ordenação usado para gerar o resultado final foi o *torneio*, como explicado no artigo langford. Em todas as baterias foi executada uma validação cruzada com 10 partições e os resultados apresentados nas tabelas é a média das AUCs obtidas para cada partição.

Para as tabelas de número 4.2, 4.3, 4.4 e 4.5; o símbolo * significa ranking aplicado com 1 par por instância e 10 classificadores na votação. O símbolo ** significa ranking aplicado com 10 pares por instância e 1 classificador na votação.

Bases	J48	J48 acrescido de		
		Ranking Original	Ranking*	Ranking**
breast-cancer	0,62806 (0,01005)	0,46784 (0,03049)	0,51289 (0,01950)	0,45055 (0,02984)
vehicle	0,93725 (0,00056)	0,91389 (0,00624)	0,98072 (0,00017)	0,95670 (0,00071)
hepatitis	0,69655 (0,04084)	0,67112 (0,03127)	0,74322 (0,03925)	0,72179 (0,04571)
glass	0,90322 (0,01578)	0,83772 (0,03524)	0,89016 (0,02934)	0,88860 (0,02668)
yeast	0,48918 (0,00021)	0,95009 (0,01453)	0,78550 (0,03630)	0,84806 (0,01924)

Tabela 4.2: Desempenho para J48

Bases	Naïve Bayes	Naïve Bayes acrescido de		
		Ranking Original	Ranking*	Ranking**
breast-cancer	0,71543 (0,01899)	0,20857 (0,00620)	0,04976 (0,00445)	0,04532 (0,00426)
vehicle	0,80898 (0,00468)	0,24323 (0,01559)	0,00310 (0,00004)	0,12514 (0,01546)
hepatitis	0,85919 (0,01190)	0,22489 (0,05188)	0,06052 (0,00265)	0,06608 (0,00101)
glass	0,94084 (0,01099)	0,17271 (0,02416)	0,02222 (0,00151)	0,02476 (0,00132)
yeast	0,82863 (0,06355)	0,84269 (0,03505)	1,00000 (0,00000)	1,00000 (0,00000)

Tabela 4.3: Desempenho para Naïve Bayes

Bases	Logistic	Logistic acrescido de		
		Ranking Original	Ranking*	Ranking**
breast-cancer	0,66625 (0,02322)	0,66740 (0,02364)	0,65784 (0,02143)	0,65132 (0,02219)
vehicle	0,99358 (0,00003)	0,99420 (0,00003)	0,99358 (0,00003)	0,99234 (0,00002)
hepatitis	0,80924 (0,02598)	0,79882 (0,02432)	0,75064 (0,04278)	0,74557 (0,05075)
glass	0,95965 (0,00308)	0,97037 (0,00192)	0,96101 (0,00484)	0,95536 (0,00384)
yeast	0,85805 (0,04115)	0,83453 (0,04931)	0,87414 (0,03463)	0,85691 (0,03997)

Tabela 4.4: Desempenho para Logistic

Bases	SMO	SMO acrescido de		
		Ranking Original	Ranking*	Ranking**
breast-cancer	0,59272 (0,00696)	0,66670 (0,02294)	0,65832 (0,02119)	0,65563 (0,02003)
vehicle	0,94434 (0,00169)	0,99651 (0,00001)	0,99396 (0,00002)	0,99380 (0,00002)
hepatitis	0,75128 (0,01618)	0,81522 (0,01914)	0,80759 (0,01899)	0,78189 (0,02640)
glass	0,89181 (0,00679)	0,95712 (0,00175)	0,93402 (0,00610)	0,93752 (0,00537)
yeast	0,77391 (0,04799)	0,83555 (0,04831)	0,99891 (0,00001)	0,99891 (0,00001)

Tabela 4.5: Desempenho para SMO

5 *Conclusão*

Aqui ficará o texto da conclusão sobre o estudo dirigido.