Relatório ADO 02 - Multilayer Perceptron

Gabriel Vieira

Abril 2017

1 Introdução

Relatório Multilayer Perceptron ADO 02, para a realização do trabalho foi ultilzado python 2.7.

O código e dados gerados podem ser encontrados em meu github pessoal (https://github.com/gabrielvieira/Multilayer-Perceptron) ou em anexo.

Os resultados foram gerados em um ambiente Linux os 64 bits.

2 Conjunto de dados utilizado

O conjunto de dados utilizado foram os 6 conjuntos Iris, Adult, Wine, Wine-Quality, Breast Cancer Wisconsin e Abalone

3 Resultados

Os resultados a seguir foram divididor por conjunto de dados e seguem os padrões descritos no enunciado.

3.1 Iris

Resultados gerados com as configurações padrões recomendadas no enunciado.

Conparação de modelos

N.neurônios	Cor.classificadas	Erro Abs. médio	Desvio padrão	Iterações
(4)	100%	0.00998	7.2717849123439554e-06	1901
(8)	100%	0.00998	1.4425478259007553e-05	1752
$(2\ 2)$	100%	0.00997	1.0900983090785125e-05	2313
$(2\ 4)$	100%	0.00997	2.5603818038364876e-05	1945
$(4\ 4)$	100%	0.00997	1.7959912837457812e-05	1448
(8 8)	100%	0.00996	2.1310711357623479e-05	1043
$(4\ 4\ 4)$	100%	0.00995	3.3947945244917202e-05	2131
$(8 \ 8 \ 8)$	100%	0.00991	6.5150419429454558e-05	1177
$(4\ 8\ 4)$	100%	0.00996	2.0249547374456978e-05	2164
$(8\ 4\ 8)$	100%	0.00994	2.8496989112077463e-05	1339

Tabela de comparação do Momentum

valor momentum	interações
0.0	1034.6
0.25	771.1
0.5	522.6
0.75	262.0
0.9	107.3

Matriz de confusão

0	Iris-setosa	Iris-versicolor	Iris-virginica
Iris-setosa	50	0	0
Iris-versicolor	0	40	0
Iris-virginica	0	0	60

3.2 Wine

Resultados gerados com as configurações padrões recomendadas no enunciado.

Conparação de modelos

N.neurônios	Cor.classificadas	Erro Abs. médio	Desvio padrão	Iterações
(13)	100%	0.00998	1.0842290786227791e-05	1750
(26)	100%	0.00997	2.0210028282375541e-05	1630
$(6\ 6)$	100%	0.00999	1.6706956215470268e-06	7831
(6 13)	100%	0.00999	1.4425192913487285e-06	14341
(13 13)	100%	0.00999	1.4394386191049674e-06	7756
$(26\ 26)$	100%	0.00994	6.076446981630396e-05	646
$(13\ 13\ 13)$	100%	0.00972	0.00014003244683146311	686
$(26\ 26\ 26)$	100%	0.00988	5.912665809758658e-05	438
$(13\ 26\ 13)$	100%	0.00992	6.0849817854995302e-05	561
$(26\ 13\ 26)$	100%	0.00989	5.7009363263897393e-05	498

Tabela de comparação do Momentum

valor momentum	interações
0.0	438
0.25	398
0.5	314.2
0.75	117.5
0.9	43.8

Matriz de confusão

0	Class 1	Class 2	Class 3
Class 1	10	0	0
Class 2	0	110	0
Class 3	0	0	50

3.3 Breast Cancer

Para gerar resultados com Dataset Breast Cancer foi necessário alterar alguns parâmetros da MLP, precisão = 0.1, taxa de aprendizado = 1

Conparação de modelos

N.neurônios	Cor.classificadas	Erro Abs. médio	Desvio padrão	Iterações
(9)	92.647%	0.056822641394079575	0.010273881167118675	1.2
(18)	92.352%	0.058812836144265156	0.012980763726186688	1.0
$(5\ 5)$	92.941%	0.05766626301701918	0.016369387591360803	1.0
$(5\ 9)$	92.352%	0.058221747734034726	0.017794395479172637	1.1
(9 9)	92.352%	0.057926343700481067	0.01628053656246924	1.0
$(18\ 18)$	93.235%	0.052391621518214436	0.015092360131484022	1.2
$(9\ 9\ 9)$	94.264%	0.048585216804190756	0.014171491172367981	1.4
$(18\ 18\ 18)$	94.264%	0.049152105131484269	0.017719288790410157	1.0
$(9\ 18\ 9)$	93.382%	0.054755929245539646	0.017224446727460145	1.3
(18 9 18)	93.382%	0.057251917761340532	0.021290073517554922	1.2

Tabela de comparação do Momentum

valor momentum	interações
0.0	1
0.25	1
0.5	1
0.75	1.6
0.9	2.0

Matriz de confusão

0	Positive	Negative
Positive	450	10
Negative	6	214

3.4 Adult

Para gerar resultados com Dataset Breast Cancer foi necessário alterar alguns parâmetros da MLP, precisão =0.1, taxa de aprendizado =1. O dataset total também foi diminuido

Conparação de modelos

N.neurônios	Cor.classificadas	Erro Abs. médio	Desvio padrão	Iterações
(6 6 12)	88.33%	0.096449954689018735	0.0028729900655075193	578
$(12\ 12\ 6)$	87.66%	0.092909207161061588	0.0059582559317673742	700.0
$(3\ 3)$	88.33%	0.09566232512433262	0.0042895669001374367	4080
$(3\ 6)$	88.00%	0.093240608155492691	0.0054320665941033535	296
(6 6)	88.00%	0.095371177952618139	0.0053395635559748541	345
$(12\ 12)$	88.00%	0.096899322726520423	0.002849657351955053	954
$(6\ 6\ 6)$	88.00%	0.094949545874602165	0.0035120780400645073	696
$(12\ 12\ 12)$	88.66%	0.09497439028645667	0.0035783727819226519	974
$(6\ 12\ 6)$	87.66%	0.096657186151693539	0.0031627185417049332	622
$(12\ 6\ 12)$	87.66%	0.094005007626540682	0.0037684712405276943	978

Tabela de comparação do Momentum

valor momentum	interações
0.0	345
0.25	462.1
0.5	476.9
0.75	525.5
0.9	1000

Matriz de confusão

0	Positive	Negative
Positive	213	7
Negative	27	53

3.5 Abalone e Wine Quality

Não foi possível obter resultados a partir das classes Abalone e Wine Quality. Devido a quantidade de registros, classes de saída e a forma como o algoritmo está impementado o tempo para o aprendizado dessas classes passaria de 3 5 dias aproximadamente. Isso será detalhado melhor na conclusão.

4 Conclusões da equipe sobre o projeto

Depois da analize dos conjutos de dados no algoritmo conseguios obter 3 situações distintas.

A primeira são os que rodaram perfeitamente, e se tornaram extremamente precisos na classificação como é o caso do Wine e Iris.

A segunda são os que precisaram ser adaptados para serem classificados com alguma eficiência como é o caso do Adult e Breast Cancer, em que foi preciso diminuir a precisão e aumentar a taxa de aprendizado. Outra coisa interessante a se observar nesses caso, é que quanto maior a taxa de aprendizado menor deve ser a taxa de momentum ultilizada, que em um nivel muito alto pode atrapalhar nesses casos.

O terceiro caso foram os grupos que por conta da quantidade de classes ficaram extremamente pesados e complexos de serem classificados, como aconteceu com o wine-quality e Abalone, podendo demorar mais que 5 dias seguidos para a rede ser treinada corretamente.

Entre algumas pesquisas sobre o assunto me deparei implementações de bibliotecas dedicadas a backpropagation, e algumas parametrizações mais refinadas do algoritmo, porém não consegui ultiliza-las com sucesso.

Como conlusão pude observar que o algoritmo backpropagation rodando em cima da MLP pode se tornar um classificador extremamente preciso.

Porém dependendo do caso seu tempo de aprendizado pode se tornar extremamente grande, como acontece em datasets com muitas classes de saída, quase se tornando enviável sem nenhuma adaptação especifica.