Manual de usuário para o toolbox associado à questão que envolve um preditor não-linear no EFC 1 – EA072

O primeiro aspecto a ser considerado é a escolha de um problema de classificação/regressão que admita ser abordado a partir de dados disponíveis. Os dados disponíveis devem ser devidamente normalizados (média zero e variância unitária) ou escalados para o intervalo [-1,+1], por exemplo. Os dois fatores que mais impactam no desempenho das redes neurais MLP são: (1) entradas, podendo ser uma apenas, que excursionam em intervalos muito extensos (por exemplo [-10000, +10000]); e (2) entradas que excursionam em intervalos muito diferentes entre si (por exemplo, uma no intervalo [-1, +1] e outra no intervalo [-0.00001, +0.00001]).

Para a execução do toolbox em Matlab, todos os dados disponíveis para treinamento devem ser colocados em um único arquivo. Se a dimensão do espaço de entrada for m e a do espaço de saída for r, os N dados disponíveis para treinamento devem ser dispostos em duas matrizes: (1) a matriz X de dimensão $N \times m$ com as entradas e a matriz S de dimensão $N \times r$ com as saídas. Uma vez definidas essas duas matrizes no ambiente do Matlab, o comando a seguir permite gerar o arquivo que deve ser utilizado como entrada do próximo passo de execução do toolbox.

Comando do Matlab: save filename X S

O usuário é quem escolhe o nome do arquivo (a ser utilizado no campo (filename) acima), sendo que a extensão será '.mat', indicando um arquivo binário que pode ser lido pelo Matlab. Observação: Pode-se também salvar os dados em arquivo ASCII, mas esta opção não é considerada no toolbox.

Para que o usuário possa realizar ao menos uma execução do toolbox, sem precisar dispor dos seus próprios dados de treinamento e sem precisar executar nenhum dos pré-processamentos acima, é disponibilizado o programa (**gen_data.m**), o qual, ao ser executado, produz dados artificiais de entrada-saída de uma rede neural MLP com 2 entradas, uma saída e 5 neurônios na camada intermediária. Os pesos são fixos e definidos arbitrariamente. Esses dados artificiais podem ser gerados com ou sem ruído. Sugere-se fortemente o emprego de ruído na geração dos dados. Esses dados gerados artificialmente são gravados num arquivo denominado 'train.mat'.

O próximo passo é executar o programa $\langle \mathbf{gen_k_folds.m} \rangle$. Será solicitado o nome do arquivo, o qual deve ser colocado na forma 'filename.mat' ou 'filename', entre aspas simples. Também será solicitado o número de pastas k e a porcentagem dos dados que deve ser reservada para teste de desempenho. Uma sugestão é que esses dados de teste correspondam a 15% do total de dados (informar 15 e não 0,15 como entrada do programa). Automaticamente, o programa vai gerar k arquivos denominados filename1.mat, filename2.mat, ..., filenamek.mat, onde cada um desses arquivos conterá um conjunto de amostras do arquivo filename.mat, sendo que a distribuição de amostras pelos arquivos é aleatória e a mais equilibrada possível. Exemplo: Dividir 253 amostras em 10 pastas fará com que as 3 primeiras pastas fiquem com 26 amostras cada, enquanto que as 7 últimas pastas ficarão com 25 amostras cada.

Dispondo das k pastas, é possível executar o procedimento denominado k-fold cross-validation, que é descrito na seção 3.3 do enunciado do EFC1. Para tanto, é necessário executar o programa $\langle \mathbf{nn1h} \ \mathbf{k} \ \mathbf{folds.m} \rangle$. A sigla nn1h vem do inglês neural network with one

hidden layer. Este programa vai solicitar o nome-raiz das pastas (neste caso, 'filename'), o número de pastas (neste caso, k), o número de neurônios na camada intermediária (Recomendado: um valor entre 5 e 20) e o tipo de geração dos pesos iniciais da rede neural. Recomenda-se, neste último item, o uso da opção 1. Só utilize a opção 2 caso queira iniciar o treinamento com os mesmos pesos já utilizados num treinamento anterior, estando certo de que o número de neurônios na camada intermediária se mantém o mesmo. A opção 3 serve para reiniciar o treinamento de onde ele parou numa execução anterior, tomando o estado em que o treinamento se encontrava na última iteração da execução anterior. Para qualquer uma das 3 opções, é solicitado o número máximo de iterações (número adicional de iterações na opção 3), lembrando que o critério de parada é número máximo de iterações ou norma do vetor gradiente abaixo de um valor mínimo pré-definido.

O programa $\langle \mathbf{nn1h_k_folds.m} \rangle$ emprega um algoritmo de otimização de 2a. ordem, denominado **gradiente conjugado escalonado estendido**, vai criar um conjunto inicial de pesos diferente para cada um dos k treinamentos e vai treinar k MLPs distintas, uma para cada conjunto de k-1 pastas, tomando a pasta restante como conjunto de dados de validação. Para a j-ésima, pasta, serão salvos, após o treinamento, os pesos $\{w10j.mat, w20j.mat\}$ (pesos iniciais), $\{w1j.mat, w2j.mat\}$ (pesos ao término do treinamento, ou seja, o estado das conexões da j-ésima rede MLP ao final da última iteração de treinamento) e $\{w1vj.mat, w2vj.mat\}$ (pesos que minimizam o erro junto ao conjunto de validação). O programa $\langle \mathbf{nn1h_kfolds.m} \rangle$ realiza em sequência o treinamento das k redes neurais MLP, apresentando na tela algumas informações pertinentes.

O programa $\langle nn1h_k_folds.m \rangle$ chama internamente os programas $\langle init_k_folds.m \rangle$, $\langle process.m \rangle$, $\langle qmean.m \rangle$, $\langle qmean.m \rangle$, $\langle qmean.m \rangle$, $\langle qmean.m \rangle$.

Encerrada a fase de treinamento supervisionado, inicia-se a análise de desempenho médio das k redes neurais MLP e a síntese do ensemble (média da saída dos preditores). O programa $\langle \mathbf{analysis.m} \rangle$ faz isso para o usuário. Para tanto, ele vai utilizar os dados de teste, já gerados por ocasião da execução do programa $\langle \mathbf{gen_k_folds.m} \rangle$ e sempre denominados 'test.mat'.

O programa (**analysis.m**) pode ser executado tanto com os pesos ao final do treinamento (última iteração) como com os pesos que minimizam o erro de validação.

Observação 1: Dada a aplicação pretendida, quanto maior o risco de sobretreinamento das redes neurais MLP individuais, maior tende a ser o ganho promovido pela abordagem ensemble.

Observação 2: Qualquer problema com o toolbox ou possibilidade de melhoria do mesmo, favor comunicar o professor.

Observação 3: Este toolbox é uma sugestão de uso. Nenhum aluno está obrigado a utilizá-lo para resolver questões do EFC 1.