Fundamentos de Redes Neurais Artificiais

Victor São Paulo Ruela
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Universidade Federal de Minas Gerais
Belo Horizonte, Brasil
Email: victorspruela@ufmg.br

Resumo—Este trabalho tem como objetivo apresentar uma revisão da literatura de redes neurais aritificiais, com enfoque na evoluções das principais técnicas clássicas.

I. Introdução

Redes neurais artificiais (RNA) é uma classe de modelos muito popular em problemas de classificação, reconhecimento de padrões, regressão e predição, sendo aplicado em diversas disciplinas.

II. APRENDIZADO SUPERVISIONADO

RNAs de aprendizado supervisionado são responsáveis pela inferência de uma função desconhecida f que realiza o mapeamento de entre uma saída e um conjunto de entradas medidas, a partir de N pares de dados $\mathcal{D} = \{(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_N, y_N)\}$. Problemas de classificação, regressão e predição são comumente solucionados com estas técnicas, para os quais as primeiras estruturas de rede neural em camadas e algoritmos de treinamento descritos na literatura são o Adaline, em 1960, e o Perceptron simples, em 1957.

A. Adaline

B. Perceptron simples

Proposto inicialmente por Rosenblatt [1], este é um modelo capaz de aprender superfícies de decisão lineares para problemas de classificação. No seu trabalho original, Rosenblatt descreve formas de adaptação dos parâmetros da rede com o objetivo de reduzir a discrepância entre as saídas esperadas e estimadas e aprender associações entre os neurônios, o que é a base da indução para diversos algoritmos atuais.

Embora descrito como uma rede de duas camadas, originalmente seu treinamento só considerava uma destas. Por esse motivo, o Perceptron simples é comumente descrito na forma de somente um neurônio MCP [2].

- C. Máquinas de aprendizado extremo
- D. Redes RBF
- E. Perceptron de múltiplas camadas
- F. Máquinas de vetores suporte
- G. Aprendizado multiobjetivo

III. APRENDIZADO NÃO-SUPERVISIONADO

- A. Aprendizado Hebbiano
- B. SOM

IV. GENERALIZAÇÃO

Uma das suas principais características do modelo RNA é sua capacidade de generalização. Em geral, algoritmos de aprendizado supervisionado possuem como objetivo minimizar o erro quadrático dos valores previstos pelo modelo em relação às saídas em estudo:

$$\sum_{i=1}^{N} [y_i - f(\mathbf{x}_i)]^2 \tag{1}$$

onde y_i é uma resposta desejada para uma entrada \mathbf{x}_i , e f é o função que aproxima a resposta desejada. Ou seja, estamos interessados em encontrar o conjunto de pesos \mathbf{w} da rede a partir dos pares de dados de entrada-saída $\mathcal{D} = \{(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_N, y_N)\}$ que melhor aproxima a função desconhecida f.

Entretanto, se os dados a serem modelados são ruidosos o uso deste único objetivo pode levar a um overfitting sobre o conjunto de dados de treinamento, de forma que este não consiga generalizar bem para novos valores observados. Estatisticamente, podemos definir a efetividade de f como um estimador de g como [3]:

$$E[(y - f(\mathbf{x}; \mathcal{D}))^{2} | \mathbf{x}, \mathcal{D}] = E[(y - E[y|\mathbf{x}])^{2} | \mathbf{x}, \mathcal{D}] + (f(\mathbf{x}; \mathcal{D}) - E[y|\mathbf{x}])^{2}$$
(2)

É importante notar neste indicador que o primeiro termo representa a variância de y dado \mathbf{x} , não dependendo dos dados. Já o segundo termo mede a distância entre o estimador e a regressão. Logo, podemos definir o error quadrático médio de f como um estimador da regressão $E[y|\mathbf{x}]$ para um conjunto de dados \mathcal{D} como:

$$\begin{split} E_{\mathcal{D}}[(f(\mathbf{x};\mathcal{D}) - E[y|\mathbf{x}])^2] &= \\ &\quad (E_{\mathcal{D}}[f(\mathbf{x};\mathcal{D})] - E[y|\mathbf{x}])^2 \quad \text{``viés''} \\ &\quad + E_{\mathcal{D}}\left[f(\mathbf{x};\mathcal{D}) - E_{\mathcal{D}}[f(\mathbf{x};\mathcal{D})]\right] \quad \text{``variância''} \end{split} \tag{3}$$

A derivação completa da relação acima pode ser encontrada em [3]. Logo é fácil notar que o aprendizado de RNAs é um problema multi-objetivo, no qual precisamos encontrar uma solução de compromisso entre o viés e a variância do modelo. Portanto, em um dos extremos teremos um conjunto de pesos que resultam em um viés máximo (underfitting) e no outro variância máxima (overfitting).

- A. Máquinas de Vetores Suporte
- B. Aprendizado Multiobjetivo

REFERÊNCIAS

- [1] Frank Rosenblatt. *The perceptron, a perceiving and recognizing automaton Project Para*. Cornell Aeronautical Laboratory, 1957.
- [2] Warren S McCulloch and Walter Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(4):115–133, 1943.
- [3] Stuart Geman, Elie Bienenstock, and René Doursat. Neural networks and the bias/variance dilemma. *Neural computation*, 4(1):1–58, 1992.