Tạp chí Tin học và Điều khiển học, T.20, S.3 (2004), 227–230

MẠNG NƠRON NHÂN TẠO, CÁC THUẬT TOÁN THÍCH NGHI BỀN VỮNG VÀ ỨNG DỤNG

ĐỒNG SĨ THIÊN CHÂU, TRẦN THỊ HOÀNG OANH
NGUYỄN NGỌC KHAI, NGUYỄN HOÀNG MINH

Trường Đại học Bách khoa Tp. Hồ Chí Minh

Abstract. In recent years, neural networks theory is used to solve estimating and identifying problems in computing, control, telecommunication fields... In this paper, we propose some new robust adaptive algorithms and some applications.

Tóm tắt. Trong những năm gần đây, lý thuyết mạng nơron đã được nhiều nhà khoa học ứng dụng thành công để giải quyết các bài toán đánh giá và nhận dạng trong tính toán, điều khiển, viễn thông... Trong bài báo này tác giả sẽ đề xuất các thuật toán thích nghi bền vững để xây dựng các bộ lọc dựa trên cơ sở mạng nơron nhân tạo.

1. GIỚI THIỆU

Trong những năm gần đây, lý thuyết về mạng nơron đã được nhiều nhà khoa học lớn ứng dụng thành công để giải quyết các bài toán đánh giá và nhận dạng trong các lĩnh vực tính toán, điều khiển, viễn thông... ($[1, 2, 4, 5]$) mà công trình tiêu biểu có thể nhắc đến công trình [1].

Bài báo đã nghiên cứu, phát triển tiếp công trình [1] (có cải biên về cách sử dụng các hàm cơ sở xuyên tâm tuyến tính dạng Gaussian) để xây dựng các bộ lọc thích nghi bền vững nhằm phục hồi hay tái tạo lại tín hiệu lấy mẫu không đều. Ta xét hai trường hợp đặc biệt, lấy mẫu ngẫu nhiên dạng cộng và lấy mẫu ngẫu nhiên dạng Jittered với độ sai số nhỏ trong thời gian lấy mẫu. Những mẫu có khoảng cách không đều có thể do tín hiệu thu từ anten dây tạo ra hay do thiết bị tạo xung gây ra hoặc bị Jitter.

2. MẠNG CÁC HÀM CƠ SỞ XUYÊN TÂM

Ta xét đầu ra thứ k được mô tả theo Biao La và Brian L. Evans trong [2] có bổ sung thêm nhiễu, sai số mô hình có dạng sau:

$$y_k = \sum_{i=1}^{N_h} \omega_{k,i}\Phi_i(x) + \varepsilon_k \tag{1}$$

trong đó, N_h là số nơron ở lớp trung gian, $\Phi_i(x)$ là hàm cơ sở xuyên tâm dạng Gaussian.

$$\Phi_i(x) = \exp\Big(-\frac{\|x - c_i\|_2^2}{2\sigma_i^2}\Big) \tag{2}$$

$\|.\|$ là chuẩn Eulidean, ε_k là sai số mô hình hóa .

Cùng với việc sử dụng hàm cơ sở xuyên tâm (RBF) ta có dự báo:

$$\hat{y}_k = \sum_{i=1}^{M} \hat{\omega}_{k,i}\Phi_i(x) = \hat{\omega}_k^T\Phi_k \text{ với } M \geq N_h. \quad (3)$$

Nếu cho trước chuỗi thời gian $\{y_k\}$, các trọng số của mạng RBF dự báo có thể đánh giá được theo công thức:

$$\hat{\omega}_k = (\hat{\omega}_{k1}, \hat{\omega}_{k2}, ..., \hat{\omega}_{km})^T$$

$$\hat{\omega}_k = (\Phi_k^T\Phi_k + \delta_k I)^{-1}\Phi_k^T \underset{-k}{y} \quad (4)$$

trong đó, $\underset{k\to\infty}{\delta_k} \to 0^+$ và $\delta_k/\delta_{k+1} > 1, \delta_k > 0$: thông số bé Tixonop, đảm bảo tính bền vững trong quá trình thích nghi.

$\underset{-k}{y} = (y_{L+1}, y_{L+2}, ..., y_{L+M})^T$.

Φ_i : ma trận dữ liệu với các phần tử $\Phi_i(x)$.

I : ma trận đơn vị.

Bài toán điều khiển trong các hệ thống động và trong các thông tin số viễn thông là rất đa dạng, việc chọn hợp lý các hàm RBF góp một phần đáng kể đảm bảo cho hệ thống giữ vững được chế độ tối ưu và bền vững. Cùng với dạng hàm Gaussian (2) các hàm RBF có thể chọn như trong [3]:

$$\begin{aligned} &x = (z-t)^2 \\ &\Phi(x) = (1+x)^{1/2} \text{ Multiquadnics} \\ &\Phi(x) = (1+x)^{-1} \text{ Cauchy} \\ &\Phi(x) = (1+x)^{-1/2} \text{ Inverse Multiquadrics} \end{aligned} \quad (1)$$

3. PHƯƠNG PHÁP WIDROW - HOFF CẢI BIÊN VÀ CÁC THUẬT TOÁN HUẤN LUYỆN MẠNG NƠRON

Ta đặt sai số tín hiệu giữa tín hiệu đầu ra của hệ thống và của mô hình là $e_k = y_k - \hat{y}_k$. Trong thực tế, để huấn luyện mạng nơron, ta phải lập phiếm hàm đánh giá ([1–6]):

$$J(\omega) = \frac{1}{2}\sum_{k=L}^{Q}(y_k - \hat{y}_k)^2 \to \min_{\omega} \quad (5)$$

$Q \geq L + M + N_h + 1$.

Từ điều kiện tối thiểu hóa (5) ta thu được:

$$\Delta\omega_{kj} = -\alpha\frac{\partial J(\omega)}{\partial\omega_{kj}} \quad (6)$$

trong đó, $\alpha > 0$ là hệ số học (hệ số huấn luyện mạng).

Theo Widrow-Hoff, ta có thể viết thuật toán đánh giá véctơ các trọng số ω_k như sau:

$$\hat{\omega}_{k+1} = \hat{\omega}_k + \alpha e_k\frac{\Phi_k}{\|\Phi_k\|^2 + \delta_k I} \quad (7)$$

trong đó,

$$0 < \alpha < \frac{2-\varepsilon_1}{\lambda_{\max}+\sigma_\varepsilon^2},\ 0 < \varepsilon_1 < 2, \tag{8}$$

σ_ε^2: hiệp phương sai của đại lượng ε_k trong (1).

$\lambda_{\max}$: giá trị riêng cực đại của ma trận tương quan $\Phi_k\Phi_k^T$ hay còn gọi là ma trận quan sát.

Đối với các hệ ngẫu nhiên, nhằm nâng cao chất lượng huấn luyện mạng nơron, thay vào tiêu chuẩn đánh giá (5) ta lập phiếm hàm dạng kỳ vọng toán học như sau ([3–8]):

$$J^{(Q)}(\omega) = E_Q\lfloor\|y_k - \hat{y}_k\|^2\rfloor \to \min_\omega \tag{9}$$

hay

$$J_\delta^{(Q)}(\omega) = E_Q\lfloor\|y_k - \hat{y}_k\|^2\rfloor + \delta_k\Omega(\omega) \tag{10}$$

trong đó,

E_Q: là kỳ vọng toán học trên cơ sở thống kê có độ dài $Q \gg M$.

$\Omega(\omega)$: hàm chỉnh hóa Tixonop.

$0 < \delta_k$: hệ số chỉnh hóa Tixonop.

Bài toán huấn luyện mạng nơron đặt ra là tìm các đánh giá tối ưu $\omega_{kj} \in R^d,\ j = 1, 2, ..., M$ sao cho ứng với từng bước Q giá trị ω_Q, đánh giá (9) đạt giá trị tối thiểu ([1–4]):

$$\omega_Q = \underset{\omega\in R^d}{\operatorname{argmin}} J^{(Q)}(\omega) = \underset{\omega\in R^d}{\operatorname{argmin}} E_{(Q)}\lfloor\|y_k - \hat{y}_k\|^2\rfloor \tag{11}$$

hay

$$\omega_{Q\delta} = \underset{\omega\in R^d}{\operatorname{argmin}} J_\delta^{(Q)}(\omega) = \underset{\omega\in R^d}{\operatorname{argmin}}\big\{E_{(Q)}\lfloor\|y_k - \hat{y}_k\|^2\rfloor + \delta_k\Omega(\omega)\big\} \tag{12}$$

Thuật toán thích nghi bền vững để huấn luyện mạng nơron nhân tạo có thể tìm được dựa vào phương pháp xấp xỉ ngẫu nhiên ([5–8])

$$\hat{\omega}_{k+1} = \hat{\omega}_k - \alpha_k\nabla J_\delta^{(Q)}(\hat{\omega}_k) \tag{13}$$

ở đây, $\nabla J_\delta^{(Q)}(\hat{\omega}_k)$: gradient của hàm $J_\delta^{(Q)}(\hat{\omega}_k)$, $\sum_{k=1}^{\infty}\alpha_k = \infty$, $\lim_{k\to\infty}\sup(\alpha_k^{-1} - \alpha_{k-1}^{-1}) < \infty$, $\sum_{k=1}^{\infty}\alpha_k^p < \infty,\ p \geq 2$.

Từ các công thức (4) và (7) và (13) ta dễ dàng thu được các kết quả trong các công trình Biao Lu, Brian L.Evans như một trường hợp riêng.

4. KẾT LUẬN

Bài báo đã triển khai một thuật toán cải biên theo hướng phát triển để mở rộng phạm vi áp dụng vào thực tế công trình của các tác giả Biao Lu, Brian L.Evuns thuộc phòng thí nghiệm Signal Processing của trường Đại học Austin, USA. Với thuật toán này, các thông số của mạng nơron sẽ được tính toán đảm bảo vừa tối ưu vừa bền vững. Bộ lọc số thích nghi bền vững nhằm phục hồi tín hiệu gốc lấy mẫu không đều sẽ được đề cập đến trong các bài báo tiếp theo.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] Michel T. Marry, Steven J. Apollo and Qiang Yu, Minimum Mean Square Estimation and Neural Networks, *Neurocomputing* **13** (1996) 59–74.

[2] Biao La, Brian L. Evans, *Channel Equalization by Feedforward Neural Networks*, Signal Processing Laboratory, The University of Texas, Austin USA, 2001.

[3] M. H. Hassoun, *Fundamentals of Artificial neural Networks*, Cambridge, MA:MIT Press, 1995.

[4] D. Patino, *Dynamic Control of Robot Manipulators Using Neural Networks, Doctoralal Dissertation*, Ed. Fundation Univ. National de San Juan, Argentina, 1995.

[5] B. wiidrw, S. D. Steams, *Adaptive Signal Processing*, Englewood cliffs: Prince - Hall, 1985.

[6] J. C. Spall, Multivariate Stochastic Approximation Using Simultaneous Pertubaiton Gradient Approximation, *IEEE Trans. Automatic Control* **37** (1992) 332–341.

[7] L. Gerencser, Convergence Rate of Moments in Stochastic Appoximation with Simultanceous Perturbation Gradient Approximation and Resetting, *IEEE trans. Automatic Control* **44** (1999) 894–905.

[8] H. J. Kushner, G. G. Yin, *Stochastic Aprroximation and Applications*, N. Y Springer - Verlag, 1997.

Nhận bài ngày 04 - 2 - 2003
Nhận lại sau sửa ngày 29 - 7 -2004