Харківський національний університет радіоелектроніки

На правах рукопису

Копаліані Дар'я Сергіївна

УДК 004.032.26

Еволюційні нейро-фаззі мережі з каскадною структурою для інтелектуального аналізу данних

05.13.23 — системи та засоби штучного інтелекту

Дисертація на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук

Науковий керівник
Бодянський Євгеній Володимирович,
доктор технічних наук, професор

Харків — 2015

ЗМІСТ

РОЗДІЛ 1
БАГАТОВИМІРНА КАСКАДНА НЕЙРО-МЕРЕЖА, ЩО ЕВОЛЮЦІОНУЄ

1.1. Багатовимірна каскадна система, що еволюціонує, побудована на багатовимірних нео-фаззі нейронах

1.1.1. Метод визначення поточно оптимального вихідного сигналу пулу багатовимірних нео-фаззі нейронів каскадної системи, що еволюціонує. У цьому підрозділі буде запропоновано узагальнюючий нейрон $GMN^{[m]}$ та рекурентний метод його навчання, щоб він об'єднував усі вихідні сигнали нейронів $MN[m]$ пулу каскаду у сигнал

$$\hat{y}^{*[m]}(k) = \left(\hat{y}_1^{*[m]}(k), \hat{y}_2^{*[m]}(k), \ldots, \hat{y}_g^{*[m]}(k)\right)^T, \tag{1.1}$$

з точністю не меншою від точності будь-якого з сигналів $\hat{y}_j^{[m]}(k)$.

Розв'язати це завдання можна, знову скориставший апаратом невизначених множників Лагранжа та адаптивного багатовимірного узагальненого прогнозування

Введемо до розгляду вихідний сигнал нейрону $GMN^{[m]}$ у вигляді

$$\hat{y}^{*[m]}(k) = \sum_{j=1}^{q} c_j^{[m]} \hat{y}_j^{[m]}(k) = \hat{y}^{[m]}(k) c^{[m]}, \tag{1.2}$$

де $\hat{y}^{[m]}(k) = \left(\hat{y}_1^{[m]}(k), \hat{y}_2^{[m]}(k), \ldots, \hat{y}_q^{[m]}(k)\right)^T$– $(g \times q)$-матриця

$c^{[m]}$– $(q \times 1)$-вектор коефіцієнтів узагальнення, що відповідають умовам незміщенності

$$\sum_{j=1}^{q} c_j^{[m]} = E^T c^{[m]} = 1, \tag{1.3}$$

$E = (1, 1, \dots, 1)^T$– вектор, утворений одиницями.

Введемо критерій навчання

$$\begin{aligned} E^{[m]}(k) &= \sum_{\tau=1}^{k} \Big\| y(\tau) - \hat{y}^{[m]}(\tau) c^{[m]} \Big\|^2 \\ &= Tr\Bigg(\Big(Y(k) - \hat{Y}^{[m]}(k) I \otimes c^{[m]} \Big)^T \Big(Y(k) - \hat{Y}^{[m]}(k) I \otimes c^{[m]} \Big) \Bigg) \end{aligned} \tag{1.4}$$

де $Y(k) = \big(y^T(1), y^T(2), \dots, y^T(k) \big)^T$– $(k \times s)$ матриця спостережень,

$$\hat{Y}^{[m]}(k) = \begin{pmatrix} \hat{y}_1^{[m]T}(1) & \hat{y}_2^{[m]T}(1) & \dots & \hat{y}_q^{[m]T}(1) \\ \hat{y}_1^{[m]T}(2) & \hat{y}_2^{[m]T}(2) & \dots & \hat{y}_q^{[m]T}(2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \hat{y}_1^{[m]T}(k) & \hat{y}_2^{[m]T}(k) & \dots & \hat{y}_q^{[m]T}(k) \end{pmatrix}, \tag{1.5}$$

де I – одинична $(g \times g)$ матриця,

$\otimes$ – символ тензорного добутку.

З урахуванням ?? обмежень запишемо функцію Лагранжа

$$\begin{aligned} L^{[m]}(k) &= E^{[m]}(k) + \lambda \Big(E^T c^{[m]} - 1 \Big) \\ &= \sum_{\tau=1}^{k} \Big\| y(\tau) - \hat{y}^{[m]}(\tau) c^{[m]} \Big\|^2 + \lambda \Big(E^T c^{[m]} - 1 \Big) \\ &= Tr\Bigg(\Big(Y(k) - \hat{Y}^{[m]}(k) I \otimes c^{[m]} \Big)^T \Big(Y(k) - \hat{Y}^{[m]}(k) I \otimes c^{[m]} \Big) \Bigg) \\ &+ \lambda \Big(E^T c^{[m]} - 1 \Big) \\ &= Tr\Big(V^{[m]T}(k) V^{[m]}(k) \Big) + \lambda \Big(E^T c^{[m]} - 1 \Big), \end{aligned} \tag{1.6}$$

де $V^{[m]}(k) = Y(k) - \hat{Y}^{[m]}(k) I \otimes c^{[m]}$– $(k \times g)$ матриця оновлень.

Розв'язання системи рівнянь Каруша-Куна-Таккера

$$\begin{cases} \nabla_{c^{[m]}} L^{[m]}(k) = \overrightarrow{0}, \\ \dfrac{\partial L^{[m]}(k)}{\partial \lambda} = 0 \end{cases} \tag{1.7}$$

призводить до очевидного результату

$$\begin{cases} c^{[m]} = \left(R^{[m]}(k)\right)^{-1} E \left(E^T \left(R^{[m]}(k)\right)^{-1}\right)^{-1} \\ \lambda = -2E^T \left(R^{[m]}(k)\right)^{-1} E, \end{cases} \tag{1.8}$$

де $R^{[m]}(k) = V^{[m]T}(k) V^{[m]}(k)$.

Таким чином, можна організувати оптимальне об'єднання виходів усіх нейронів пулу кожного каскаду. Зрозуміло, що в якості таких нейронів можуть використовуватися не тільки багатовимірні нео-фаззі нейрони, але й будь-які інші конструкції, що реалізують нелінійне відображення $R^{n+(m-1)g} \to R^g$.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ