

Артюхин В.В. Нейросетевое моделирование для решения задач диагностики. // Проблемы информатики в образовании, управлении, экономике и технике: Сб. статей IX Междунар. научно-техн. конф. – Пенза: ПДЗ, 2009. – С. 276-279.

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ДИАГНОСТИКИ

В.В. Артюхин

Пензенский государственный педагогический университет им. В.Г. Белинского,
г. Пенза, Россия

Автор обсуждает проблему клинического опыта использования пакета «Нейронные сети» системы MatLab для диагностики в хирургии. Клиническая лабораторная диагностика использует искусственные нейронные сети, в которых субъективное регулирование и половина эмпирической эвристики заменены объективным регулированием, основанным на количественном и логическом анализе, моделировании радиально-базисных нейронных сетей.

Artyukhin V.V. Connectionist modeling for solving the diagnostic tasks.

The author discusses the problem of clinical experience use of Neural Network ToolBox from system MatLab for diagnosis disease in surgery. Clinical laboratory diagnosis uses artificial neural networks in which subjective and a half of empirical heuristics are replaced with objective regulation based on quantitative and logic analysis, and modeling of radial-basis neural networks.

Важной проблемой службы переливания крови является ранняя диагностика вирусного гепатита. Целью данной работы является исследование алгоритмов обучения радиально-базисных нейронных сетей и их модификация для диагностики вирусного гепатита.

Радиально-базисные нейронные сети – это сети двухслойной структуры. Если ограничиться m базисными функциями, то аппроксимирующее решение можно представить в виде $F(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^m w_k \varphi(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_k\|)$, где \mathbf{c}_k – множество центров, которое необходимо определить; w_k – веса.

В качестве радиальной функции использовалась функция Гаусса. Задача аппроксимации состоит в подборе соответствующего количества радиально-базисных функций и их параметров σ_i , c_i и весов w_i .

Обучение проводилось с использованием градиентного алгоритма, минимизирующего функционал ошибки $E = \sum_{i=1}^p \left[\sum_{k=1}^m w_k \varphi(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_k\|) - d_i \right]^2$, где p – количество обучающих выборок; $d = (d_1, d_2, \dots, d_p)$ – вектор целей.

Одной из проблем обучения RBF нейронной сети является подбор первоначального расположения центров \mathbf{c}_k . Один из простейших способов определения параметров RBF является случайный выбор [2]. Предлагается алгоритм выбора центров нейронов RBF-сети, отличающийся от известных учетом взаимного расположения обучающих данных.

Алгоритм выбора центров нейронов RBF-сети. Каждый из P обучающих векторов рассматривается как потенциальный центр радиально-базисной функции.

Каждому обучающему вектору \mathbf{x}_i ставим в соответствие функция $dist(\mathbf{x}_i) = \sum_{j=1}^p \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|$. Величина функции $dist(\mathbf{x}_i)$ обратно пропорциональна количеству векторов \mathbf{x}_j , находящихся в окрестности потенциального центра \mathbf{x}_i . Малое значение $dist(\mathbf{x}_i)$ свидетельствует о том, что вектор \mathbf{x}_i располагается в области, в которой сосредоточено большое количество векторов \mathbf{x}_j .

После расчета значений $dist(\mathbf{x}_i)$ для всех потенциальных центров среди них отбирается вектор \mathbf{c}_1 , имеющий наименьшее значение $dist(\mathbf{x}_i)$. Для выбора следующих центров необходимо прежде всего исключить \mathbf{c}_1 и векторы, расположенные в непосредственной близости от \mathbf{c}_1 .

Процесс нахождения следующих центров $\mathbf{c}_2, \mathbf{c}_3, \dots, \mathbf{c}_n$ осуществляется последовательно на множестве обучающих векторов, уменьшающемся при исключении ближайшего окружения центра, обнаруженного на предыдущем этапе. Он завершается в момент локализации всех центров.

Коэффициенты скорости обучения сети очень важны для сходимости сетевых параметров. Подбор коэффициентов представляет собой трудно формализуемую задачу, требующую больших затрат машинного времени. Предлагается подход, основанный на алгоритме градиентного спуска и вычислении в каждом цикле обучения коэффициента скорости обучения. **Алгоритм вычисления коэффициента скорости обучения.** При зафиксированных центрах и ширине подставим формулу градиентного алгоритма обучения весов

$$w_k^{(t)} = w_k^{(t-1)} - \eta^{(t-1)} \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_k^{(t-1)}} \text{ в функционал ошибки } E = \sum_{i=1}^p \left[\sum_{k=1}^m w_k \varphi(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_k\|) - d_i \right]^2.$$

Выберем скорость обучения $\eta^{(n-1)}$ из условия минимума функционала $E^{(n)}$:

$$\eta^{(n-1)} = \frac{\sum_{i=1}^p A_i B_i}{\sum_{i=1}^p B_i^2}, \text{ где } A_i = \sum_{k=1}^m w_k^{(t-1)} \varphi(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_k\|) - d_i, B_i = \sum_{k=1}^m \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_k^{(t-1)}} \varphi(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_k\|).$$

Для иллюстрации эффективности работы предложенных алгоритмов проводились три серии экспериментов в среде MATLAB: со случайным выбором центров нейронов RBF и постоянным (подбираемым) коэффициентом обучения η для весов; с выбором центров нейронов RBF по предложенному алгоритму и постоянным (подбираемым) коэффициентом обучения η для весов; с выбором центров нейронов RBF по предложенному алгоритму и вычисляемым коэффициентом обучения η для весов.

Предложенный алгоритм выбора первоначального расположения центров дает лучшие результаты в сравнении со случайным расположением центров \mathbf{c}_k

нейронов RBF сети. Эффект от применения вычисляемого коэффициента заключается не столько в сокращении числа циклов обучения, сколько в упрощении вычислений. Исключается неформальный и трудоемкий процесс подбора коэффициента скорости обучения.

Таким образом, экспериментально доказана эффективность предложенных алгоритмов первоначального расположения центров нейронов RBF сети и вычисляемого коэффициента скорости обучения весов. Минимальная ошибка сети RBF составила 9,79% с двумя нейронами в скрытом слое.

Библиографический список

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М. : Финансы и статистика, 2004. – 344 с.