

АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ НЕПРЕРЫВНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ СИНТЕЗА МОДЕЛЕЙ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ И НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Хасанов Умид Жумаевич

Мутахассислиги: Таълимда ахборот технологиялари

Аннотация

Маълумотларга ишлов берувчи нейронотиниқ тизимнинг ўргатувчи тўпламини шакллантириш модел параметрларини баҳоловчи услубиятлар таклиф қилинган. Градиент услуби ва нотиниқ баҳолаш бирлашувида нейрон тармоқни ўргатувчи алгоритмлар ишлаб чиқилган ва самарадорлигининг қиёсий таҳлили бажарилган.

В настоящее время все большее распространение получают конструктивные подходы к построению систем адаптивной обработки данных для решения задач распознавания, классификации нестационарных объектов, интерпретации, анализа и прогнозирования на основе применения математического аппарата искусственных нейронных сетей (НС), моделей нечеткой логики, а также методов и алгоритмов использования свойств адаптации, аппроксимации и самоорганизации НС [1].

Построение нейронечетких систем (ННС) обработки данных нестационарных процессов связано с организацией обучения НС, разработкой БД и БЗ с нечеткими правилами, нахождением оптимальных значений параметров antecedентов и консеквентов правил, сочетанием возможностей классических методов оптимизации, основанных на вычисление производных: метод наименьших квадратов, градиентный метод, фильтр Калмана и др., особенностью которых является точность результатов и тенденция схождения к локальным оптимумам, достаточным для решения отмеченных задач [2].

В настоящей работе излагаются результаты исследований по разработке моделей, методов и алгоритмов: формирования обучающих выборок, описания и представления объектов для обучения ННС адаптивной обработки данных нестационарных процессов.

В предлагаемой ННС нечеткое i -ое правило имеет следующий вид:

$$\text{IF } x_1 = A_{1i} \text{ AND } \dots \text{ AND } x_n = A_{ni} \text{ THEN } y = r_i,$$

где A_{ij} - лингвистический терм, которым оценивается переменная x_i ; r_i - действительное число, которым оценивается выход y .

Объект исследования задаётся своей таблицей наблюдений. Нечеткая система осуществляет отображение $f: \mathfrak{R}^n \rightarrow \mathfrak{R}$:

$$f(x) = \sum_{i=1}^R \mu A_{1i}(x_1) \cdot \mu A_{2i}(x_2) \cdot \dots \cdot \mu A_{ni}(x_n) \cdot r_i / \sum_{i=1}^R \mu A_{1i}(x_1) \cdot \mu A_{2i}(x_2) \cdot \dots \cdot \mu A_{ni}(x_n) \quad (1)$$

где x - входной вектор, R - число правил; n - количество входных переменных; μA_{ij} - функция принадлежности (ФП), определяемая набором своих параметров, например, треугольная - тремя параметрами, трапециевидная - четырьмя, гауссова и параболическая - двумя.

Обучение ННС сводится к настройке векторов синаптических весов нейросети w_j , $j=1,2,\dots,N$, с помощью дельта-правила, которое в общем виде описывается рекуррентным соотношением

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta(k) \frac{\partial E_j(k)}{\partial w_{ji}(k)}. \quad (2)$$

где k - текущее дискретное время, $\eta(k)$ - параметр, определяющий скорость процесса обучения, $E_j(k)$ - локальный критерий качества обучения [3]. Обычно принимают

$$E_j(k) = \frac{1}{2} e_j^2(k),$$

где $e_j^2(k) = (d_j(k) - \sigma(\gamma_j u_j(k)))^2$ - ошибка обучения; $d_j(k)$ - внешний обучающий сигнал. В этом случае

$$\frac{\partial E_j(k)}{\partial w_{ji}(k)} = \frac{\partial E_j(k)}{\partial e_j(k)} \cdot \frac{\partial e_j(k)}{\partial u_j(k)} \cdot \frac{\partial u_j(k)}{\partial w_{ji}(k)}$$

и соотношение (2) может быть переписано в виде

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta(k) e_j(k) \frac{\partial \sigma(\gamma_j u_j(k))}{\partial u_j(k)} x_i(k) = w_{ji}(k) + \eta(k) \delta_j(k) x_i(k) \quad (3)$$

где $\delta_j(k) = e_j(k) \frac{\partial \sigma(\gamma_j u_j(k))}{\partial u_j(k)}$ - локальная ошибка.

Алгоритм с адаптивной настройкой функции активации на основе нечетких множеств имеет вид

$$\gamma_j(k+1) = \gamma_j(k) + \eta(k) \frac{\partial E_j(k)}{\partial \gamma_j(k)} = \gamma_j(k) + \eta(k) e_j(k) \frac{\partial \sigma(\gamma_j(k) u_j(k))}{\partial \gamma_j(k)}. \quad (4)$$

Объединяя (11) и (12), получаем обобщенный алгоритм обучения формального нейрона, имеющий вид

$$\begin{cases} w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta(k) e_j(k) \left(\sum_{l=0}^L (2l+1) (\gamma_j(k) u_j(k))^{2l} \varphi_j \gamma_j(k) \right) x_i(k), \\ \gamma_j(k+1) = \gamma_j(k) + \eta(k) e_j(k) \left(\sum_{l=0}^L (2l+1) (\gamma_j(k) u_j(k))^{2l} \varphi_j \gamma_j(k) \right) x_i(k). \end{cases} \quad (5)$$

Таким образом, однотипность полученных процедур позволяют осуществлять параллельную настройку и проверку параметров нейрона, вследствие чего, обеспечивается сокращение времени вычислений на каждом такте обучения за счет адаптивного контроля погрешностей во время коррекции весов и времени настройки НС в целом.

Литература

1. Джуманов О.И. Адаптивная нейросетевая система визуализации изображений, распознавания и классификации микрообъектов // «Вестник СибГУТИ» №2, 2008, Сибирский госуниверситет телекоммуникаций и информатики, Новосибирск, ISSN 1998-6920, с.76-86
2. Ходашинский И.А., Гнездилова В.Ю., Дудин П.А., Лавыгина А.В.: Основанные на производных и метаэвристические методы идентификации

параметров нечетких моделей // *Труды VIII международной конференции "Идентификация систем и задачи управления" SICPRO '08*. Москва, 2009. С. 501-529.

3. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. — М.: Финансы и статистика, 2002. — 304 с.

Научный руководитель:

доц. О.И.Джуманов

Magistrantlarning XV ilmiy konferensiyasi materiallari-2015