Проблемы бионики
1998. Вып. 49. С. 34 — 38

ХТУРЭ

УДК 681.513.7

Е.В. БОДЯНСКИЙ

АВТОМАТИЧЕСКОЕ ОБНАРУЖЕНИЕ РАЗЛАДОК С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ МЕТАСЕТИ

Эта статья является развитием результатов работы [1]. Предлагаются процедура автоматического обнаружения разладок, основанная на вычислении вероятностей гипотез в выходном нейроне, и архитектура диагностирующей метасети, обладающей более широкими возможностями по сравнению с сетью, описанной в работе [1].

Выходной слой диагностирующей сети образован одним нейроном T_3, в котором производится объединение выходов второго скрытого слоя $\hat{y}(t) = (\hat{y}_1(t), \hat{y}_2(t), \ldots, \hat{y}_{d-1}(t))^T$ в форме

$$\hat{z}(t) = \sum_{j=1}^{d-1} p_j(t)\hat{y}_j(t) = P^T(t)\hat{y}(t). \tag{1}$$

Если на элементы вектора $P(t) = (p_1(t), p_2(t), \ldots, p_{d-1}(t))^T$ наложить ограничения

$$\begin{cases} \sum\limits_{j=1}^{d-1} p_j(t) = P^T(t)I = 1; \\ p_j(t) \ge 0, \quad j = 1, 2, \ldots, d-1, \end{cases} \tag{2}$$

где $I - (d-1) \times 1$ – вектор, образованный единицами, то этим ограничениям можно придать смысл вероятностей определенных гипотез, одна из которых состоит в том, что истинная структура процесса наиболее близка к структуре прогноза $\hat{y}_j(t)$, чья вероятность $p_j(t)$ максимальна.

Для определения диагностического вектора вероятностей $P(t)$ введем в рассмотрение лагранжиан

$$\begin{aligned} L(P,\lambda,\mu) &= \sum_{i=1}^{t}\left(x(i) - \sum_{j=1}^{d-1} p_j\hat{y}_j(i)\right)^2 + \lambda\left(\sum_{j=1}^{d-1} p_j - 1\right) - \sum_{j=1}^{d-1}\mu_j p_j = \\ &= \left(X(t) - \hat{Y}(t)P\right)^T\left(X(t) - \hat{Y}(t)P\right) + \lambda\left(P^T I - 1\right) - \mu^T P. \end{aligned} \tag{3}$$

Здесь $\hat{Y}(t) = (\hat{Y}_1(t),\ \hat{Y}_2(t),\ \ldots,\ \hat{Y}_{d-1}(t)) - t \times (d-1)$ – матрица; λ – неопределенный множитель Лагранжа; $\mu - (d-1) \times 1$ – вектор неотрицательных неопределенных множителей Лагранжа, отвечающих условиям дополнительной нежесткости.

Вектор *P(t)* может быть найден либо путем решения системы Куна–Таккера

$$\begin{cases} \nabla_P L(P,\lambda,\mu) = -2\sum_{i=1}^{t} x(i)\hat{y}(i) + 2\left(\sum_{i=1}^{t} \hat{y}(i)\hat{y}^T(i)\right)P + \lambda I - \mu = \\ \qquad = -2\hat{Y}(t)X(t) + 2\hat{Y}^T(t)\hat{Y}(t)P + \lambda I - \mu = 0; \\ \dfrac{\partial L(P,\lambda,\mu)}{\partial \lambda} = \sum_{j=1}^{d-1} p_j - 1 = P^T I - 1 = 0; \\ \dfrac{\partial L(P,\lambda,\mu)}{\partial \mu_j} = -p_j \le 0, \quad \mu_j \ge 0, \quad j = 1,\ 2,\ \ldots,\ d-1, \end{cases} \tag{4}$$

либо, что более удобно при работе в реальном масштабе времени, с помощью процедуры Эрроу–Гурвица, которая в общем случае имеет вид

$$\begin{cases} P(t+1) = P(t) - \gamma_P(t)\nabla_P L(P,\lambda,\mu,t); \\ \lambda(t+1) = \lambda(t) + \gamma_\lambda(t)\partial L(P,\lambda,\mu,t)/\partial\lambda; \\ \mu(t+1) = \mathrm{Pr}_+(\mu(t) + \gamma_\mu(t)\nabla_\mu L(P,\lambda,\mu,t)), \end{cases} \tag{5}$$

где $\gamma_P(t), \gamma_\lambda(t), \gamma_\mu(t)$ – параметры шага поиска; $Pr_+(\bullet)$ – проектор на положительный ортант. Данная процедура, в сущности, является алгоритмом настройки весов выходного нейрона T_3.

С учетом (4) система (5) может быть переписана в виде

$$\begin{cases} P(t+1) = P(t) - \gamma_P(t)(2\xi(t)\hat{y}(t) - \lambda(t)I + \mu(t)); \\ \lambda(t+1) = \lambda(t) + \gamma_\lambda(t)(P^T(t)I - 1); \\ \mu(t+1) = Pr_+(\mu(t) - \gamma_\mu(t)P(t)). \end{cases} \tag{6}$$

Здесь $\xi(t) = x(t) - P^T(t)\hat{y}(t) = x(t) - \hat{z}(t)$ – ошибка прогнозирования выходного слоя сети.

Чтобы оптимизировать скорость процесса настройки выходного слоя, домножим первое соотношение (6) слева на $\hat{y}^T(t)$ и обе части полученного уравнения вычтем из *x(t)*:

$$x(t)-\hat{y}^T(t)P(t+1)=x(t)-\hat{y}^T(t)P(t)-\gamma_P(t)(2\xi(t)\|\hat{y}(t)\|^2-\\ -\lambda(t)\hat{y}^T(t)I+\hat{y}^T(t)\mu(t)). \tag{7}$$

Выражение в левой части (7) представляет собой апостериорную ошибку $\bar{\xi}(t)$ после одного такта настройки:

$$\bar{\xi}(t)=\xi(t)-\gamma_P(t)(2\xi(t)\|\hat{y}(t)\|^2-\lambda(t)\hat{y}^T(t)I+\hat{y}^T(t)\mu(t)). \tag{8}$$

Решив уравнение

$$\frac{\partial\bar{\xi}^2(t)}{\partial\gamma_P(t)}=0, \tag{9}$$

несложно получить оптимальное значение параметра шага поиска

$$\gamma_P(t)=\frac{\xi(t)}{2\xi(t)\|\hat{y}(t)\|^2-\lambda(t)\hat{y}^T(t)I+\hat{y}^T(t)\mu(t)}. \tag{10}$$

После этого можно записать алгоритм настройки выходного слоя в окончательном виде:

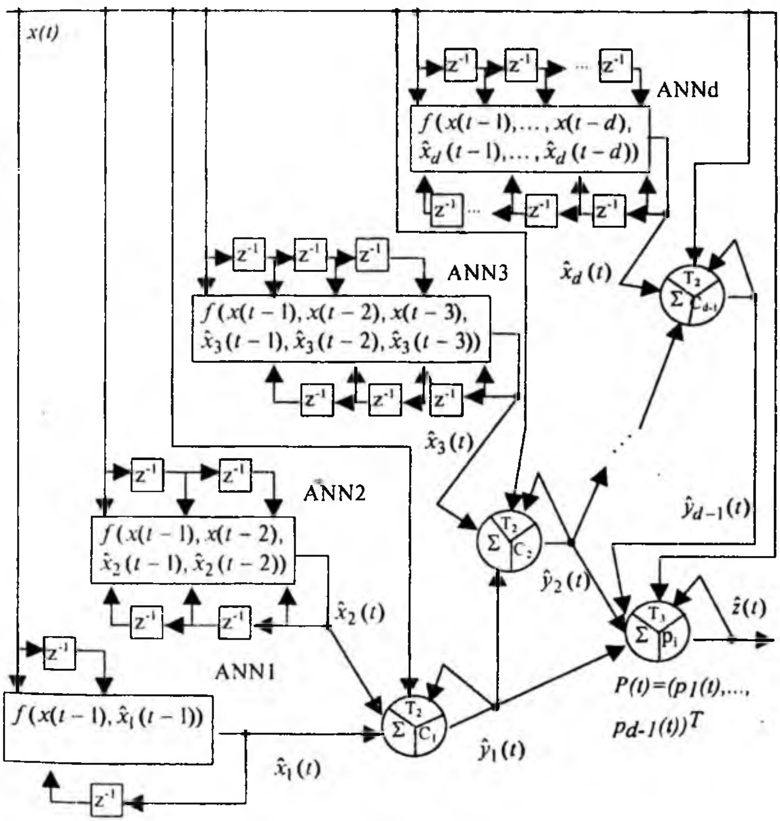
$$\begin{cases} P(t+1)=P(t)+\dfrac{\xi(t)(2\xi(t)\hat{y}(t)-\lambda(t)I+\mu(t))}{2\xi(t)\|\hat{y}(t)\|^2-\lambda(t)\hat{y}^T(t)I+\hat{y}^T(t)\mu(t)}; \\ \lambda(t+1)=\lambda(t)+\gamma_\lambda(t)(P^T(t)I-1); \\ \mu(t+1)=Pr_+(\mu(t)-\gamma_\mu(t)P(t)). \end{cases} \tag{11}$$

Если в процессе обучения будут выполнены условия (2), алгоритм (11) автоматически приобретет форму

$$P(t+1)=P(t)+\frac{x(t)-P^T(t)\hat{y}(t)}{\|\hat{y}(t)\|^2}\hat{y}(t), \tag{12}$$

которая представляет собой алгоритм Уидроу–Хоффа, широко применяемый в теории искусственных нейронных сетей [2].

Диагностические и прогностические свойства рассмотренной нейронной сети можно существенно улучшить, если первый скрытый слой сети реализовать не на отдельных нейронах типа T_1, а на нейронных сетях типа многослойного перцептрона, охваченного через элементы чистого запаздывания обратными связями. На возможность и перспективность использования одновременно набора нейронных сетей указывалось и в [3], однако принцип организации взаимодействия сетей не был предложен. На рисунке показана архитектура нейронной метасети, в которой первый скрытый слой сформирован нейронными сетями ANN1, ANN2, ..., ANNd, а взаимодействие между ними организовано через второй скрытый слой. В такой сети высокое качество прогнозирования достигается уже на уровне первого слоя; второй и третий слои служат для определения истинного порядка последовательности *x(t)* и для установления момента его изменения. С вычислительной точки зрения предлагаемая метасеть не намного сложнее рассмотренной выше, поскольку программы, реализующие многослойный перцептрон, входят в состав многих некоммерческих пакетов прикладных программ [4].



Таким образом, нами предложено решение задачи обнаружения свойств стохастических последовательностей, описываемых нелинейными уравнениями авторегрессии – скользящего среднего на основе применения рекуррентных искусственных нейронных сетей. Предложены архитектуры диагностирующих сетей и алгоритмы настройки нейронов, характеризующиеся высоким быстродействием. Описанные сети просты в реализации и обеспечивают высокую скорость обнаружения разладок и точность прогнозирования.

Список литературы: 1. *Бодянский Е.В.* Обнаружение разладок в нелинейных стохастических последовательностях с помощью рекуррентных искусственных нейронных сетей. – См. статью в настоящем сборнике. 2. *Rojas R.* Neural Networks. A Systematic Introduction. Berlin: Springer – Verlag, 1996. 502 p. 3. *Pham D.T., Liu X.* Neural Networks for Identification, Prediction and Control. London: Springer – Verlag, 1995. 238 p. 4. *Braun H., Feulner J., Malaka R.* Practicum Neuronale Netze. Berlin: Springer – Verlag, 1996. 242 S.

Поступила в редколлегию 20.03.98