

УДК 681.3.07: 519.6

*Д.Ю. Хартмян, В.А. Шапцев*

Научно-исследовательский институт интеллектуальных информационных систем  
Тюменского государственного университета, г. Тюмень, Россия  
khartian@tngf.ru; vash@utmn.ru

## Нейронные сети прямого распространения как средство прогнозирования состояния инфокоммуникационной инфраструктуры

В статье представлены результаты исследования методов прогнозирования состояния инфокоммуникационной инфраструктуры предприятия с целью выявления наилучшей прогнозной модели. Используются 3-слойные персептронные нейронные сети прямого распространения. В результате подобрана и обучена нейросеть, с использованием которой можно получить наиболее точные прогнозы состояний обслуживаемой инфокоммуникационной инфраструктуры предприятия.

### Введение

Инфокоммуникационные инфраструктуры предприятий непрерывно усложняются. Они становятся основой для функционирования приложений, необходимых для бизнеса. Для обеспечения бесперебойного функционирования такой инфокоммуникационной инфраструктуры (ИКИ) необходимо не только реагировать на уже произошедшие сбои, но важнее прогнозировать их. Использование технологии нейронных сетей (НС) позволяет достичь хороших результатов в решении последней задачи [1].

Цель прогнозирования – предсказать состояние ИКИ на определенный временной интервал и предупредить разладку системы. Результаты прогноза проверяются в соответствии с ранее сформированными правилами [2]. Это позволяет выявлять аномалии в работе ИКИ, предпринимать профилактические действия по предотвращению возможных сбоев.

### Концепция прогнозирования

Требуется определить состояние  $S_{i+z}$  ( $z = 1, 2, \dots$  – число прогнозируемых шагов) из имеющегося описания элементов установленного ранее множества  $\{S_i\}$  возможных состояний ИКИ [3]. Каждое состояние  $S_i$  характеризуется набором текущих значений компонентов вектора  $P_i$ , представляющего собой набор специальным образом отобранных информативных параметров [3]. Природа параметров соответствует стандарту MIB-II (RFC 1213). Для сбора значений параметров использовался протокол SNMP (RFC 1157). Прогноз осуществляется на основе информации о конечном множестве состояний ИКИ, представленном в виде временного ряда, начиная от текущего  $S_i$  до  $S_{i-b}$ , где  $b$  – количество состояний, входящих в историю (ретроспективу) ИКИ. При таком подходе к прогнозированию определяется несколько наиболее вероятных состояний ИКИ  $S_{i+z}$ .

На каждом шаге измерения значений  $P_i$  в процессе прогнозирования определяется несколько возможных состояний  $S_{i+z}$ . Для этого используется заранее обученная НС, вычисляющая параметры возможных состояний и достоверность прогноза каждого из них.

## Формирование архитектуры НС для прогнозирования

Сначала решается задача формирования полносвязной 3-слойной НС, обеспечивающей наилучшее прогнозирование состояний.

**1 слой** – входной, содержит  $N_{in}$  нейронов.  $N_{in} = b + 4$ .

$$b = D_d * H_d * hcount,$$

где  $D_d$  – количество дней, предшествующих дате прогнозируемого состояния;

$H_d$  – количество часов, предшествующих времени прогнозируемого состояния.

Берутся за каждые  $D_d$  дней;

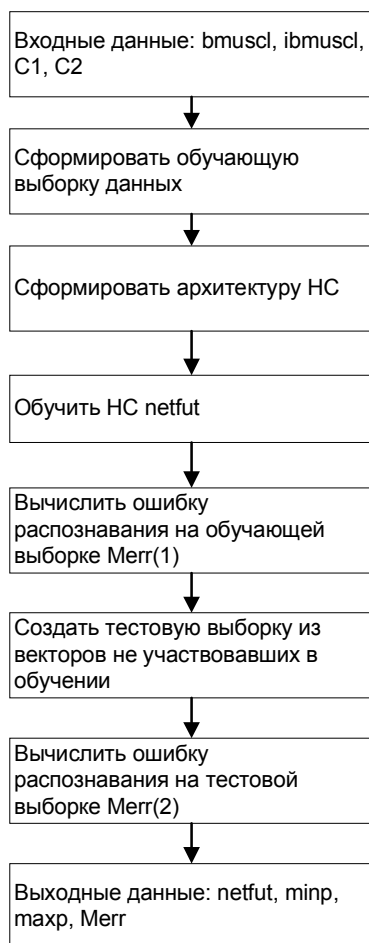
$hcount$  – количество измерений в час (в экспериментах  $hcount = 4$ ).

Число 4 (число дополнительных нейронов) отражает наличие дополнительных условий: рабочий день, нерабочий день; рабочее время, нерабочее время. Для каждого условия во входном слое добавляется по 1 нейрону.

**2 слой** – внутренний. Количество нейронов в нем  $N_h$  подбирается экспериментально.

**3 слой** – выходной. Его количество нейронов  $N_{out}$  равно количеству определенных состояний ИКИ (в экспериментах  $N_{out} = 44$ ).

Для получения адекватной архитектуры НС подбираются значения параметров  $H_d$ ,  $D_d$ ,  $N_h$ . С этой целью с использованием пакета **Matlab** был разработан алгоритм (рис. 1) и соответствующие программные модули.



$H_d, D_d, N_h,$   
 $na, nb$

$na, nb$  – начальный и конечный элементы временного ряда, используемые для прогнозирования;

$bmuscl, ibmuscl$  – идентификаторы состояний и их индексы;

$netfut$  – нейронная сеть;

$maxp, minp$  – максимальное и минимальное значения для каждого нейрона входного слоя, необходимые для нормализации значений состояний.

Рисунок 1 – Алгоритм формирования архитектуры НС для прогнозирования состояний ИКИ

Серия предварительных экспериментов со значениями параметров  $H_d = [4...6]$ ,  $D_d = [6...11]$ ,  $N_h = [17...40]$  показала, что с увеличением  $H_d$ ,  $D_d$  и  $N_h$  улучшается качество распознавания на обучающей выборке. Для тестовой выборки наилучшие результаты достигаются при 35 нейронах. Поэтому для уточнения данных была поставлена серия дополнительных экспериментов, где  $H_d = [4...24]$ ,  $D_d = [2...12]$ ,  $N_h = [34...38]$ . Анализ полученных результатов показал, что прослеживается улучшение качества прогнозирования состояний на обучающей выборке при увеличении количества  $D_d$  и  $H_d$ . Была определена адекватная архитектура НС для дальнейшего использования в прогнозировании состояний.

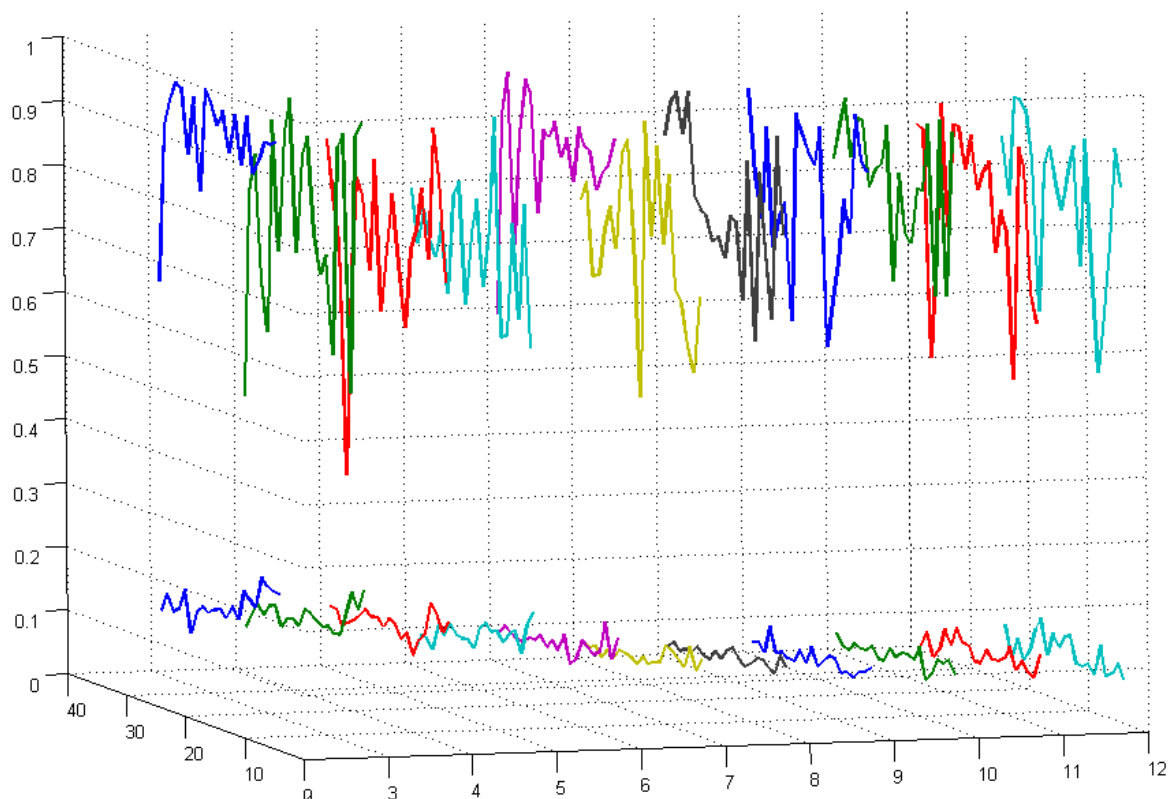


Рисунок 2 – Зависимость качества прогнозирования состояний (ось Z) от  $D_d$  (ось X) и  $H_d$  (ось Y) при  $N_h = 35$

Параметры сформированной НС стали равными:  $N_{in} = 578$ ;  $N_h = 35$ ;  $N_{out} = 44$ ;  $H_d = 8$ ;  $D_d = 18$ . Относительная ошибка на обучающей выборке – 0,077, на тестовой выборке – 0,233.

## Заключение

Изложенное реализовано в специализированном программном обеспечении автоматического мониторинга корпоративной информационно-вычислительной инфраструктуры ОАО «Тюменьнефтегеофизика». Это ПО позволяет прогнозировать

состояния и планировать администратором ИКИ профилактические работы, предупреждающие сбои системы. Созданный комплекс программ может быть частью средств поддержки деятельности системных администраторов [4].

## Литература

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002.
2. Хартьян Д.Ю. Применение самоорганизующихся карт Кохонена для анализа функционирования коммуникационной инфраструктуры предприятия // Труды практ. конф. «Нефть и газ Западной Сибири». – Тюмень: Изд-во ТюмГНГУ, 2005. – С. 150-151.
3. Хартьян Д.Ю., Шапцев В.А. Деятельность администратора и информативные параметры корпоративной информационно-вычислительной инфраструктуры // Труды II Всерос. научн. конф. «Методы и средства обработки информации». – М.: Изд-во МГУ, 2005. – С. 201-206.
4. Хартьян Д.Ю. Средство поддержки деятельности администратора корпоративной информационно-вычислительной инфраструктуры // Труды научн. конф. «Модернизация образования в условиях глобализации»: Круглый стол «Компьютерная поддержка профессиональной деятельности» / Под ред. В.А. Шапцева. – Тюмень: Изд-во ТюмГУ, 2005. – С. 85-88.

*Д.Ю. Хартьян, В.А. Шапцев*

### **Нейронні мережі прямого розповсюдження як засіб прогнозування стану інфокомунікаційної інфраструктури**

У статті представлені результати досліджень методів прогнозування стану інфокомунікаційної інфраструктури підприємства з метою виявлення найкращої прогнозовної моделі. Використовуються 3-шарові персептронні нейронні мережі прямого розповсюдження. В результаті підібрана та навчена нейромережа, з використанням якої можна отримати найбільш точні прогнози станів обслуговуваної інфокомунікаційної інфраструктури підприємства.

*D.Yu. Khartian, V.A. Shapcev*

The article shows the research results of prediction method of information-communication infrastructure condition of the enterprise with the purpose of determination of the best prediction model. 3-layer perseptron neural networks are used of direct distribution. The research results in selecting and training of neural network with which use it is possible to receive the most exact predictions of conditions of supported information-communication infrastructure of the enterprise.

*Стаття поступила в редакцію 26.04.2006.*