

5. RD 45.180-2001. *Rukovodstvo po provedeniju planovo-profilakticheskikh i avarijno-vosstanovitel'nyh rabot na linejno-kabel'nyh sooruzhenijah svyazi volokonno-opticheskikh linij peredachi* [Guidelines for maintenance and emergency recovery work on the cable structures of fiber-optic communication lines]. Moscow, Ministerstvo RF po svyazi i informatizacii, 2001. 36 p.

Received 20.01.2015

УДК 621.396.9

## СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДЛИТЕЛЬНОСТИ ОЖИДАНИЯ ПОДТВЕРЖДЕНИЙ В ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННОЙ СЕТИ

Польщиков К.А.

Белгородский государственный национальный исследовательский университет, Белгород, РФ  
E-mail: polshchikov@bsu.edu.ru

Статья посвящена разработке системы, предназначенной для прогнозирования длительности ожидания подтверждений в телекоммуникационной сети. Система базируется на применении четырехслойной нейронной сети, функционирующей на основе нечетких правил. Представлена функциональная схема системы, сформированы обучающие данные, полученные путем измерения длительности ожидания подтверждений на пакеты заданного потока данных в реальной телекоммуникационной сети. Предложенная система предназначена для оценки загруженности телекоммуникационной сети, а также для управления интенсивностью отправки данных и повторных передач.

**Ключевые слова:** нейро-нечеткая система, длительность ожидания подтверждений, прогнозирование, телекоммуникационная сеть.

### Введение

В телекоммуникационных сетях с коммутацией пакетов для обеспечения достоверной доставки информации применяется квитирование, то есть передача подтверждений (квитанций) на пакеты данных, которые были успешно доставлены адресату [1]. Длительность ожидания этих подтверждений является важным параметром, значения которого характеризуют загруженность сети, а результаты их прогнозирования могут быть использованы для управления интенсивностью отправки данных и повторных передач [2–7].

Анализ литературы показал, что вопросам получения качественного прогноза этой величины уделяется мало внимания. Поэтому разработка системы, предназначенной для прогнозирования длительности ожидания подтверждений в телекоммуникационной сети, является актуальной научно-технической задачей.

### Синтез системы

Успешно осуществлять экстраполяцию тех или иных случайных функций позволяет применение нейро-нечеткой системы, сочетающей в себе преимущества нечеткой логики и искусственной нейронной сети [8-13].

Синтезируемая нечеткая нейронная сеть предназначена для определения величины  $\tilde{\tau}$  – прогнозируемой длительности ожидания подтверждения

на пакет, отправляемый источником данных. На вход разрабатываемой системы подаются величины  $\tau_x$ ,  $\tau_y$  и  $\tau_z$ , то есть значения длительности ожидания подтверждений на три предыдущих пакета, отправленных источником данных.

Исследования показали, что достаточную точность прогнозирования длительности ожидания подтверждения обеспечивает применение нечеткой нейронной сети со следующими параметрами: алгоритм нечеткого вывода – Сугено нулевого порядка [14], количество функций принадлежности для каждой входной величины – две, форма функций принадлежности для каждой входной величины – треугольная, алгоритм обучения нейронов – обратного распространения ошибки [15-16].

Функционирование синтезируемой системы основано на применении базы нечетких правил следующего вида:

Если  $(\tau_x = X_1) \text{ и } (\tau_y = Y_1) \text{ и } (\tau_z = Z_1)$ , то  $(\tilde{\tau} = H_1)$ ,

Если  $(\tau_x = X_1) \text{ и } (\tau_y = Y_1) \text{ и } (\tau_z = Z_2)$ , то  $(\tilde{\tau} = H_2)$ ,

Если  $(\tau_x = X_1) \text{ и } (\tau_y = Y_2) \text{ и } (\tau_z = Z_1)$ , то  $(\tilde{\tau} = H_3)$ ,

Если  $(\tau_x = X_1) \text{ и } (\tau_y = Y_2) \text{ и } (\tau_z = Z_2)$ , то  $(\tilde{\tau} = H_4)$ ,

Если  $(\tau_x = X_2) \text{ и } (\tau_y = Y_1) \text{ и } (\tau_z = Z_1)$ , то  $(\tilde{\tau} = H_5)$ ,

Если  $(\tau_x = X_2) \wedge (\tau_y = Y_1) \wedge (\tau_z = Z_2)$ , то  $(\tilde{\tau} = H_6)$ ,

Если  $(\tau_x = X_2) \wedge (\tau_y = Y_2) \wedge (\tau_z = Z_1)$ , то  $(\tilde{\tau} = H_7)$ ,

Если  $(\tau_x = X_2) \wedge (\tau_y = Y_2) \wedge (\tau_z = Z_2)$ , то  $(\tilde{\tau} = H_8)$ ,

где  $X_1$  – терм №1 входной величины  $\tau_x$ ; – терм №2 входной величины  $\tau_x$ ;  $Y_1$  – терм №1 входной величины  $\tau_y$ ;  $Y_2$  – терм №2 входной величины  $\tau_y$ ;  $Z_1$  – терм №1 входной величины  $\tau_z$ ;  $Z_2$  – терм №2 входной величины  $\tau_z$ ;  $H_1, H_2, \dots, H_8$  – значения индивидуальных выводов нечетких правил. Вид и параметры функций принадлежности для каждой входной величины показаны на рис. 1-3.

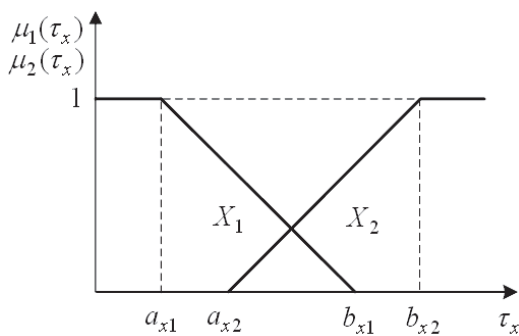


Рис. 1. Вид и параметры функций принадлежности для величины  $\tau_x$

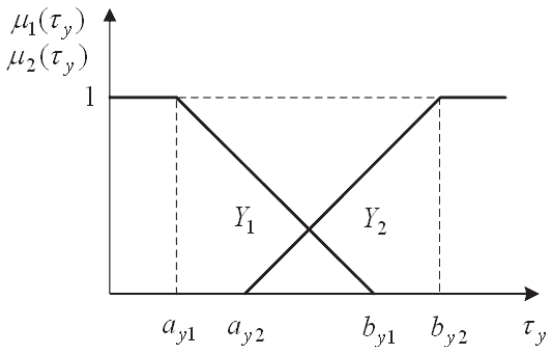


Рис. 2. Вид и параметры функций принадлежности для величины  $\tau_y$

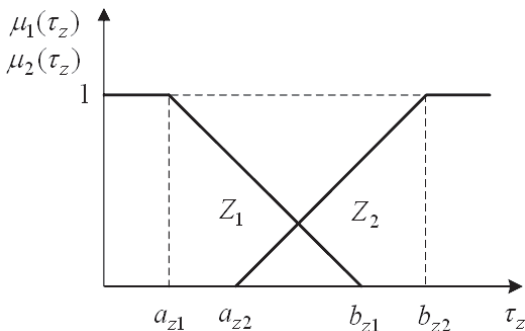


Рис. 3. Вид и параметры функций принадлежности для величины  $\tau_z$

Система прогнозирования длительности ожидания подтверждений состоит из четырех нейронных слоев (рис. 4).

С помощью первого слоя нейронов выполняется процедура фаззификации, то есть вычисляются значения функций принадлежности для каждой входной величины:

$$\mu_1(\tau_x) = \begin{cases} 1, & \tau_x < a_{x1}; \\ \frac{b_{x1} - \tau_x}{b_{x1} - a_{x1}}, & a_{x1} \leq \tau_x < b_{x1}; \\ 0, & \tau_x \geq b_{x1}; \end{cases}$$

$$\mu_2(\tau_x) = \begin{cases} 0, & \tau_x < a_{x2}; \\ \frac{\tau_x - a_{x2}}{b_{x2} - a_{x2}}, & a_{x2} \leq \tau_x < b_{x2}; \\ 1, & \tau_x \geq b_{x2}; \end{cases}$$

$$\mu_1(\tau_y) = \begin{cases} 1, & \tau_y < a_{y1}; \\ \frac{b_{y1} - \tau_y}{b_{y1} - a_{y1}}, & a_{y1} \leq \tau_y < b_{y1}; \\ 0, & \tau_y \geq b_{y1}; \end{cases}$$

$$\mu_2(\tau_y) = \begin{cases} 0, & \tau_y < a_{y2}; \\ \frac{\tau_y - a_{y2}}{b_{y2} - a_{y2}}, & a_{y2} \leq \tau_y < b_{y2}; \\ 1, & \tau_y \geq b_{y2}; \end{cases}$$

$$\mu_1(\tau_z) = \begin{cases} 1, & \tau_z < a_{z1}; \\ \frac{b_{z1} - \tau_z}{b_{z1} - a_{z1}}, & a_{z1} \leq \tau_z < b_{z1}; \\ 0, & \tau_z \geq b_{z1}; \end{cases}$$

$$\mu_2(\tau_z) = \begin{cases} 0, & \tau_z < a_{z2}; \\ \frac{\tau_z - a_{z2}}{b_{z2} - a_{z2}}, & a_{z2} \leq \tau_z < b_{z2}; \\ 1, & \tau_z \geq b_{z2}. \end{cases}$$

Вторым слоем нейронов осуществляется процедура агрегирования, в результате которой определяется степень истинности каждого нечеткого правила:

$$G_1 = \mu_1(\tau_x) \wedge \mu_1(\tau_y) \wedge \mu_1(\tau_z);$$

$$G_2 = \mu_1(\tau_x) \wedge \mu_1(\tau_y) \wedge \mu_2(\tau_z);$$

$$G_3 = \mu_1(\tau_x) \wedge \mu_2(\tau_y) \wedge \mu_1(\tau_z);$$

$$G_4 = \mu_1(\tau_x) \wedge \mu_2(\tau_y) \wedge \mu_2(\tau_z);$$

$$G_5 = \mu_2(\tau_x) \wedge \mu_1(\tau_y) \wedge \mu_1(\tau_z);$$

$$G_6 = \mu_2(\tau_x) \wedge \mu_1(\tau_y) \wedge \mu_2(\tau_z);$$

$$G_7 = \mu_2(\tau_x) \wedge \mu_2(\tau_y) \wedge \mu_1(\tau_z);$$

$$G_8 = \mu_2(\tau_x) \wedge \mu_2(\tau_y) \wedge \mu_2(\tau_z).$$

Третьим слоем нейронов выполняется активация, а также часть процедуры дефаззификации – вычисляются сумма результатов агрегирования  $\sum_{r=1}^8 G_r$  и взвешенная сумма результатов агрегирования  $\sum_{r=1}^8 H_r G_r$ .

С помощью четвертого слоя выполняется заключительная часть процедуры дефаззификации, состоящая в вычислении искомого значения выходной переменной  $\tilde{\tau}$  по формуле:

$$\tilde{\tau} = \frac{\sum_{r=1}^8 H_r G_r}{\sum_{r=1}^8 G_r}.$$

Для получения коэффициентов  $a_{x1}, a_{x2}; b_{x1}; b_{x2}; a_{y1}; a_{y2}; b_{y1}; b_{y2}; a_{z1}; a_{z2}; b_{z1}$  и  $b_{z2}$  необходимо настроить веса нейронов первого слоя, а для получения значений  $H_1; H_2 \dots H_8$  требуется настроить веса нейронов третьего слоя.

### Настройка системы

С целью настройки нечеткой нейронной сети была сформирована обучающая матрица следующего вида:

$$\begin{bmatrix} \tau_1 & \tau_2 & \tau_3 & \tau_4 \\ \tau_2 & \tau_3 & \tau_4 & \tau_5 \\ & & \dots & \\ \tau_i & \tau_{i+1} & \tau_{i+2} & \tau_{i+3} \\ & & \dots & \\ \tau_{I-3} & \tau_{I-2} & \tau_{I-1} & \tau_I \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где  $\tau_i$  – длительность ожидания подтверждения на пакет номер  $i$ .

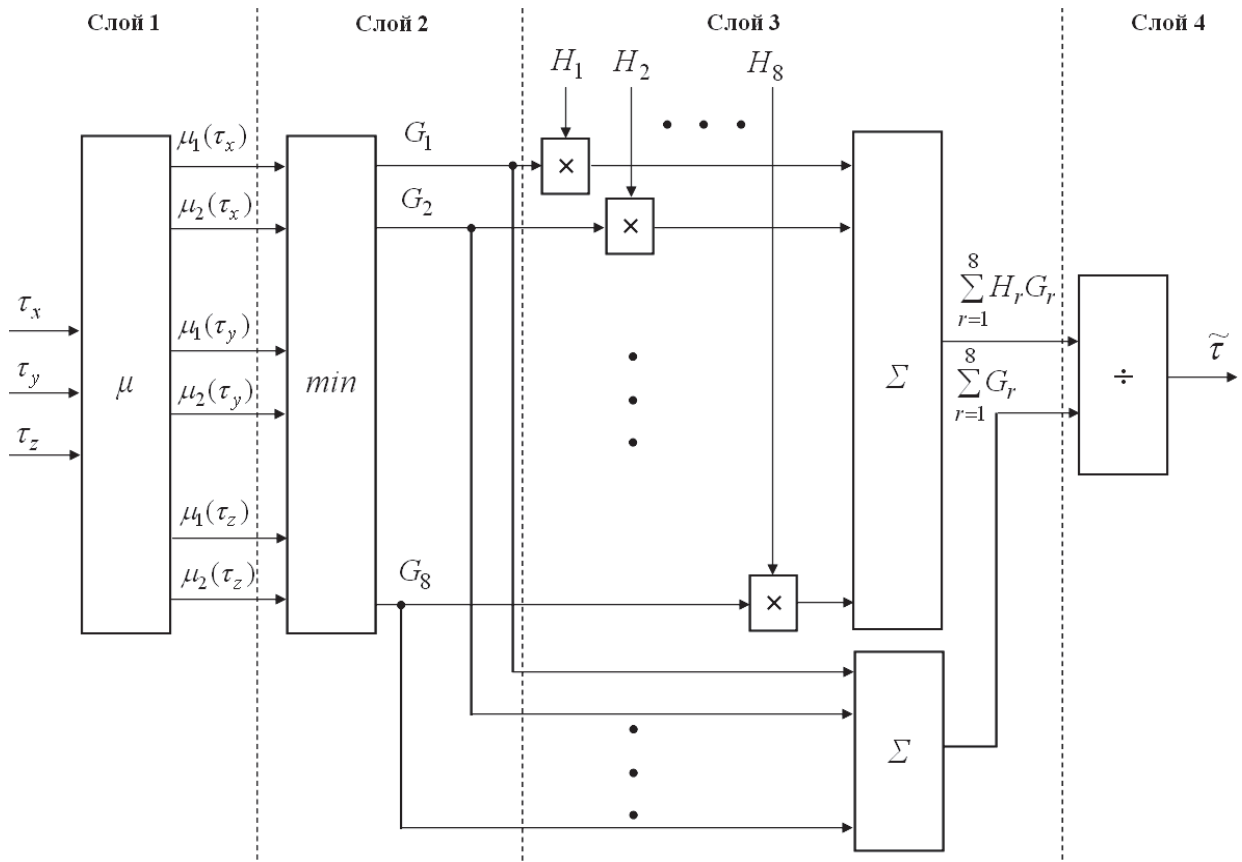


Рис. 4. Функциональная схема системы прогнозирования длительности ожидания подтверждений

Таблица 1. Результаты обучения нейронов первого слоя

Параметр	$a_{x1}$	$a_{x2}$	$b_{x1}$	$b_{x2}$	$a_{y1}$	$a_{y2}$
Значение	3,75	26,74	3,63	28,3	3,75	27,57
Параметр	$b_{y1}$	$b_{y2}$	$a_{z1}$	$a_{z2}$	$b_{z1}$	$b_{z2}$
Значение	3,535	27,87	3,594	27,87	3,508	27,9

При получении матрицы (1) в течение  $I = 750$  циклов наблюдения в реальной телекоммуникационной сети осуществлялось измерение длительности ожидания подтверждений на пакеты заданного потока данных. Настройка нейро-нечеткой системы проводилась в программной среде Matlab с использованием 8 циклов обучения. В таблице 1 представлены результаты обучения нейронов первого слоя, а в таблице 2 содержатся результаты обучения нейронов третьего слоя.

Таблица 2. Результаты обучения нейронов третьего слоя

Параметр	$H_1$	$H_2$	$H_3$	$H_4$
Значение	3,837	-6,012	7,257	8,733
Параметр	$H_5$	$H_6$	$H_7$	$H_8$
Значение	31,48	20,88	27,89	26,36

В результате проведения в программной среде Matlab многочисленных имитационных экспериментов установлено, что точность определения величины  $\tilde{\tau}$  с помощью синтезированной нейро-нечеткой системы находится в пределах 96,2 ... 98,1%.

### Заключение

Таким образом, синтезирована нейро-нечеткая система, предназначенная для прогнозирования длительности ожидания подтверждений на пакеты данных. Система состоит из четырех нейронных слоев, выполняющих процедуры нечеткого вывода (фаззификацию, агрегирование, активизацию и дефаззификацию). Для настройки весов нейронов используются обучающие данные, отражающие динамику изменения длительности ожидания подтверждений в реальной телекоммуникационной сети. Предложенная система

может быть использована для оценки загруженности сети, а также для управления интенсивностью отправки данных и повторных передач.

### Литература

1. Postel J. Transmission control protocol. RFC 793 // <http://www.faqs.org/rfcs/rfc793.html>.
2. Paxton V., Allman M. Computing TCP's Retransmission Timer. RFC 2988 // <http://www.rfc-editor.org/rfc/rfc2988.txt>
3. Polshchikov K., Kubrakova K., Odaruschenko O. Methods and Technologies Analysis of The Real-Time Traffic Transmission Requests Servicing // World Applied Programming. Vol. 3, Issue 9, 2013. – P. 446-450.
4. Рвачева Н.В., Польщиков К.А., Волошко С.В. Метод выбора межсегментного интервала в транспортном протоколе телекоммуникационной сети // Проблемы телекоммуникаций. № 2 (4), 2011. – С. 72-82.
5. Польщиков К.А. Метод нейро-нечеткого управления интенсивностью повторных передач в телекоммуникационной сети // Информационные технологии и телекоммуникации. Вып. 2, 2013. – С. 32-41.
6. Polshchikov K.O. Synthesis of neuro-fuzzy systems of data flows intensity control in mobile ad-hoc network // Microwave and Telecommunication Technology (CriMiCo), 23rd International Crimean Conference, 2013. – P. 517-518.
7. Польщиков К.А. Метод нейро-нечеткого управления интенсивностью отправки данных узлами-источниками в мобильной радиосети специального назначения // Наука і техніка повітряних сил Збройних Сил України. № 3 (9), 2012. – С. 118-122.
8. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. СПб: БХВ-Петербург, 2003. – 736 с.
9. Усков А.А., Кузьмин А.В. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика. М.: Горячая линия – Телеком, 2004. – 143 с.
10. Польщиков К.А. Обобщенные модели нейро-нечетких систем управления интенсивностью потоков данных в мобильной радиосети // Science and Education a New Dimension. Vol. 8, 2013. – P. 133-137.
11. Польщиков К.А., Здоренко Ю.Н. Усовершенствованный метод нейро-нечеткого управления отбрасыванием пакетов в транзитных маршрутизаторах телекоммуникационной сети // Проблемы телекоммуникаций. № 2 (14), 2014. – С. 76-90.

12. Польщиков К.А., Кубракова Е.Н., Краснобаев В.А. Модель нейро-нечеткого прогнозирования средней интенсивности поступления запросов на передачу потоков реального времени по каналу телекоммуникационной сети // Системы обработки информации. № 2 (118), 2014. – С. 193-197.
13. Польщиков К.А., Здоренко Ю.Н., Сокол Г.В. Методика нейро-нечеткого прогнозирования потерь пакетов при перегрузке компьютерной сети // Научный вестник ДГМА. №2 (8Е), 2011. – С. 77-86.
14. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Vol.15, No 1, 1985. – P. 116-132.
15. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R.J. Learning Internal Representations by Error Propagation // Parallel Distributed Processing. – Cambridge: MIT Press. V.1, 1986. – P. 318-362.
16. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.

Получено 12.03.2015

Польщиков Константин Александрович, к.т.н., доцент, помощник Проректора по научной и инновационной деятельности Белгородского государственного национального исследовательского университета. Тел. (8-472) 230-13-00 доб. 22-30. E-mail: polshchikov@bsu.edu.ru

## SYSTEM OF PREDICTION OF CONFIRMATION WAITING TIME IN TELECOMMUNICATION NETWORK

*Polshchikov K.A.*

*Belgorod State National Research University, Belgorod, Russian Federation*

*E-mail: polshchikov@bsu.edu.ru*

This work concerns the system development of prediction of confirmation waiting time in telecommunication network. Three values of confirmation waiting time for three previous packets that have been sent by data source are feed to the input. The system is based on using of 4-layer neural network operating on 8 fuzzy rules. System functional diagram is developed and represented. Training data obtained by measurement of confirmation waiting time of particular data flow packets from real telecommunication network was formed to configure the system. Results of multiple simulation experiments showed a good accuracy of confirmation waiting time prediction by neuro-fuzzy system. Proposed system can be applied for estimation of telecommunication network line load and for intensity management and control of data transmission and re-transmission.

**Keywords:** neuro-fuzzy system, confirmation waiting time, prediction, telecommunication network.

**DOI:** 10.18469/ikt.2015.13.2.06.

**Polshchikov Konstantin Alexandrovich**, PhD in Technical Science, Associate Professor, Assistant of Vice-Rector for Research and Innovation, Belgorod State National Research University, Belgorod, Russian Federation. Tel.: +74722301300 (add. 22-30). E-mail: polshchikov@bsu.edu.ru

### References

1. Postel J. *Transmission control protocol*. RFC 793. Available at: <http://www.faqs.org/rfcs/rfc793.html> (accessed 10.03.2015).
2. Paxton V., Allman M. *Computing TCP's Re-transmission Timer*. RFC 2988 Available at: <http://www.rfc-editor.org/rfc/rfc2988.txt> (accessed 10.03.2015).
3. Polschikov K., Kubrakova K., Odaruschenko O. Methods and Technologies Analysis of The Real-Time Traffic Transmission Requests Servicing. *World Applied Programming*, 2013, vol. 3, no. 9, pp. 446-450.
4. Rvacheva N.V., Polschikov K.A., Voloshko S.V. Metod vybora mezhsegmentnogo intervala v transportnom protokole telekommunikacionnoy seti [Method of choice intersegment interval in the transport protocol of the telecommunications network based on fuzzy system]. *Problemy telekommunikatsiy*, 2011, no. 2, pp. 72-82.

5. Polschikov K.A. Metod neyro-nechetkogo upravleniya intensivnostyu povtornyh peredach v telekommunikacionnoy seti [Method of neuro-fuzzy control of the repeated transmissions intensity in telecommunication network]. *Informacionnye tehnologii i telekommunikacii*, 2013, no. 2, pp. 32-41.
6. Polshchikov K.O. Synthesis of neuro-fuzzy systems of data flows intensity control in mobile ad-hoc network. *Microwave and Telecommunication Technology (CriMiCo), 23rd International Crimean Conference*, 2013, pp. 517-518.
7. Polschikov K.A. Metod neyro-nechetkogo upravleniya intensivnostyu otpravki dannyh uzlami-istochnikami v mobilnoy radioseti specialnogo naznacheniya [Method of neuro-fuzzy control of the intensity of sending data source nodes in a mobile radio network for special purposes]. *Nauka i tehnika povitryanij sil Zbroynih Sil Ukraini*. 2012, no. 3, pp. 118-122.
8. Leonenkov A.V. *Nechetkoe modelirovanie v srede MATLAB i fuzzyTECH* [Fuzzy modeling in Matlab and fuzzyTECH]. St. Peterburg, BHV-Peterburg Publ., 2003. 736 p.
9. Uskov A.A., Kuzmin A.V. *Intellektualnye tehnologii upravleniya. Iskusstvennye neyronnye seti i nechetkaya logika* [Intelligent control technologies. Artificial neural networks and fuzzy logic]. Moscow, Goryachaya liniya – Telekom Publ., 2004. 143 p.
10. Polschikov K.A. Obobshchennye modeli neyro-nechetkih sistem upravleniya intensivnostyu potokov dannyh v mobilnoy radioseti [Generalized model of neuro-fuzzy systems of the intensity control of the data streams in a mobile radio network]. *Science and Education a New Dimension*, 2013, vol. 8, pp. 133-137.
11. Polschikov K.A., Zdorenko Yu.N. Uovershenstvovannyj metod neyro-nechetkogo upravleniya otrasyvaniem paketov v tranzitnyh marshrutizatorah telekommunikacionnoy seti [Improved method for neuro-fuzzy dropping packets control in transit routers of telecommunications network]. *Problemy telekommunikaciy*, 2014, no. 2, pp. 76-90.
12. Polschikov K.A., Kubrakova E.N., Krasnobaev V.A. Model neyro-nechetkogo prognozirovaniya sredney intensivnosti postupleniya zaprosov na peredachu potokov realnogo vremeni po kanalu telekommunikacionnoy seti [Model of neuro-fuzzy prediction of medium intensity receipt of requests for streaming real-time via telecommunications networks]. *Sistemi obrobki informacii*. 2014, no. 2, pp. 193-197.
13. Polschikov K.A., Zdorenko Yu.N., Sokol G.V. Metodika neyro-nechetkogo prognozirovaniya poter paketov pri peregruzke kompyuternoy seti [Method of unclear neuron prognostication of packet losses at the computer network overload]. *Nauchnyy vestnik DGMA - Scientific Herald of the DSEA*, 2011, no. 2, pp. 77-86.
14. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1985, vol. 15, no. 1, pp. 116-132.
15. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning Internal Representations by Error Propagation. *Parallel Distributed Processing*, Cambridge, MIT Press, 1986, vol. 1, pp. 318-362.
16. Rutkovskaya D., Pilinskiy M., Rutkovskiy L. *Neyronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy* [Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems]. Moscow, Goryachaya liniya – Telekom Publ., 2006. 452 p.

*Received 12.03.2015*

---

## ТЕХНОЛОГИИ КОМПЬЮТЕРНЫХ СИСТЕМ И СЕТЕЙ

---

УДК 004.7

### ИССЛЕДОВАНИЕ ЗАДЕРЖКИ В СИСТЕМЕ G/G/1

*Тарасов В.Н., Карташевский И.В., Литилина Л.В.*

*Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, Самара, РФ*

*E-mail: vt@ist.psati.ru*

В статье представлены результаты исследования задержки для системы массового обслуживания (СМО) H2/H2/1 типа G/G/1 для широкого диапазона изменения параметров трафика. Известно, что распределенная по гиперэкспоненциальному закону H2 случайная величина имеет коэффициент вариации больше единицы. Поэтому гиперэкспоненциальный закон распределения может быть использован для аппроксимации распределения с тяжелыми хвостами. Учитывая тот факт, что распределение H2 является трехпараметрическим, в статье приведен механизм аппроксимации произвольных законов распределений с тяжелым хвостом гиперэкспоненциальным распределе-