

Нейро-нечеткое прогнозирование длительности ожидания подтверждений в телекоммуникационной сети

Польщикова К.А.

Белгородский государственный университет
polshchikov@bsu.edu.ru

Польщикова К.А. «Нейро-нечеткое прогнозирование длительности ожидания подтверждений в телекоммуникационной сети». Статья посвящена разработке системы, предназначенной для прогнозирования длительности ожидания подтверждений в телекоммуникационной сети. На вход системы подаются значения длительности ожидания подтверждений на три предыдущих пакета, отправленных источником данных. Система базируется на применении четырехслойной нечеткой нейронной сети, функционирующей на основе восьми нечетких правил. Представлена функциональная схема системы. Для настройки системы сформированы обучающие данные, полученные путем измерения длительности ожидания подтверждений на пакеты заданного потока данных в реальной телекоммуникационной сети. Многочисленные имитационные эксперименты, выполненные в программной среде Matlab, показали приемлемую точность прогнозирования длительности ожидания подтверждений с помощью синтезированной нейро-нечеткой системы. Предложенная система может быть использована 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, т.е. 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 τ_x , τ_y , и τ_z , т.е. 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 0-го порядка [14], количество функций принадлежности для каждой входной величины – 2, 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:

$$\text{Если}(\tau_x = X_1) \text{ и } (\tau_y = Y_1) \text{ и } (\tau_z = Z_1), \text{ то } (\tilde{\tau} = H_1), \quad (1)$$

$$\text{Если}(\tau_x = X_1) \text{ и } (\tau_y = Y_1) \text{ и } (\tau_z = Z_2), \text{ то } (\tilde{\tau} = H_2), \quad (2)$$

$$\text{Если}(\tau_x = X_1) \text{ и } (\tau_y = Y_2) \text{ и } (\tau_z = Z_1), \text{ то } (\tilde{\tau} = H_3), \quad (3)$$

$$\text{Если}(\tau_x = X_1) \text{ и } (\tau_y = Y_2) \text{ и } (\tau_z = Z_2), \text{ то } (\tilde{\tau} = H_4), \quad (4)$$

$$\text{Если}(\tau_x = X_2) \text{ и } (\tau_y = Y_1) \text{ и } (\tau_z = Z_1), \text{ то } (\tilde{\tau} = H_5), \quad (5)$$

$$\text{Если}(\tau_x = X_2) \text{ и } (\tau_y = Y_1) \text{ и } (\tau_z = Z_2), \text{ то } (\tilde{\tau} = H_6), \quad (6)$$

$$\text{Если}(\tau_x = X_2) \text{ и } (\tau_y = Y_2) \text{ и } (\tau_z = Z_1), \text{ то } (\tilde{\tau} = H_7), \quad (7)$$

$$\text{Если}(\tau_x = X_2) \text{ и } (\tau_y = Y_2) \text{ и } (\tau_z = Z_2), \text{ то } (\tilde{\tau} = H_8), \quad (8)$$

где X_1 – терм номер 1 входной величины τ_x ; X_2 – терм номер 2 входной величины τ_x ; Y_1 – терм номер 1 входной величины τ_y ; Y_2 – терм номер 2 входной величины τ_y ; Z_1 – терм номер 1 входной величины τ_z ; Z_2 – терм номер 2 входной величины τ_z ; H_1, H_2, \dots, H_8 – значения индивидуальных выводов нечетких правил.

Вид и параметры функций принадлежности для каждой входной величины показаны на рисунках 1 – 3.

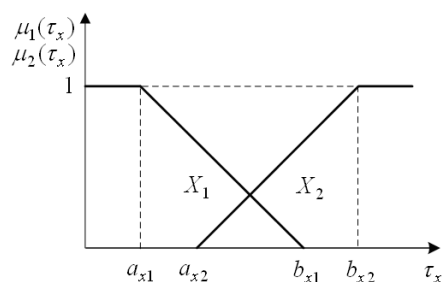


Рисунок 1. – Вид и параметры функций принадлежности для величины τ_x

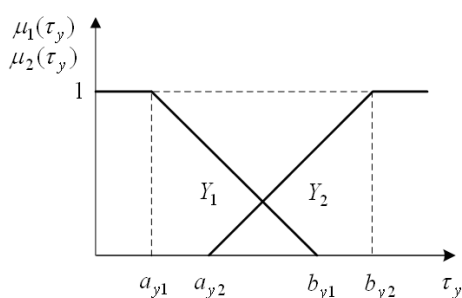


Рисунок 2. – Вид и параметры функций принадлежности для величины τ_y

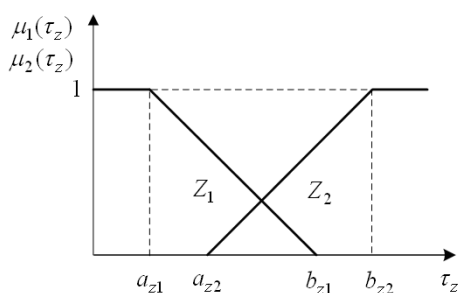


Рисунок 3. – Вид и параметры функций принадлежности для величины τ_z

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

С помощью первого слоя нейронов выполняется процедура физификации, т.е. вычисляются значения функций принадлежности для каждой входной величины:

$$\mu_1(\tau_x) = \begin{cases} 1, & \tau_x < a_{x1}; \\ \frac{b_{x1} - \tau_x}{b_{x1} - a_{x1}}, & a_{x1} \leq \tau_x < b_{x1}; \\ 0, & \tau_x \geq b_{x1}; \end{cases} \quad (9)$$

$$\mu_2(\tau_x) = \begin{cases} 0, & \tau_x < a_{x2}; \\ \frac{\tau_x - a_{x2}}{b_{x2} - a_{x2}}, & a_{x2} \leq \tau_x < b_{x2}; \\ 1, & \tau_x \geq b_{x2}; \end{cases} \quad (10)$$

$$\mu_1(\tau_y) = \begin{cases} 1, & \tau_y < a_{y1}; \\ \frac{b_{y1} - \tau_y}{b_{y1} - a_{y1}}, & a_{y1} \leq \tau_y < b_{y1}; \\ 0, & \tau_y \geq b_{y1}; \end{cases} \quad (11)$$

$$\mu_2(\tau_y) = \begin{cases} 0, & \tau_y < a_{y2}; \\ \frac{\tau_y - a_{y2}}{b_{y2} - a_{y2}}, & a_{y2} \leq \tau_y < b_{y2}; \\ 1, & \tau_y \geq b_{y2}; \end{cases} \quad (12)$$

$$\mu_1(\tau_z) = \begin{cases} 1, & \tau_z < a_{z1}; \\ \frac{b_{z1} - \tau_z}{b_{z1} - a_{z1}}, & a_{z1} \leq \tau_z < b_{z1}; \\ 0, & \tau_z \geq b_{z1}; \end{cases} \quad (13)$$

$$\mu_2(\tau_z) = \begin{cases} 0, & \tau_z < a_{z2}; \\ \frac{\tau_z - a_{z2}}{b_{z2} - a_{z2}}, & a_{z2} \leq \tau_z < b_{z2}; \\ 1, & \tau_z \geq b_{z2}. \end{cases} \quad (14)$$

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

$$G_1 = \mu_1(\tau_x) \wedge \mu_1(\tau_y) \wedge \mu_1(\tau_z); \quad (15)$$

$$G_2 = \mu_1(\tau_x) \wedge \mu_1(\tau_y) \wedge \mu_2(\tau_z); \quad (16)$$

$$G_3 = \mu_1(\tau_x) \wedge \mu_2(\tau_y) \wedge \mu_1(\tau_z); \quad (17)$$

$$G_4 = \mu_1(\tau_x) \wedge \mu_2(\tau_y) \wedge \mu_2(\tau_z); \quad (18)$$

$$G_5 = \mu_2(\tau_x) \wedge \mu_1(\tau_y) \wedge \mu_1(\tau_z); \quad (19)$$

$$G_6 = \mu_2(\tau_x) \wedge \mu_1(\tau_y) \wedge \mu_2(\tau_z); \quad (20)$$

$$G_7 = \mu_2(\tau_x) \wedge \mu_2(\tau_y) \wedge \mu_1(\tau_z); \quad (21)$$

$$G_8 = \mu_1(\tau_x) \wedge \mu_2(\tau_y) \wedge \mu_2(\tau_z). \quad (22)$$

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

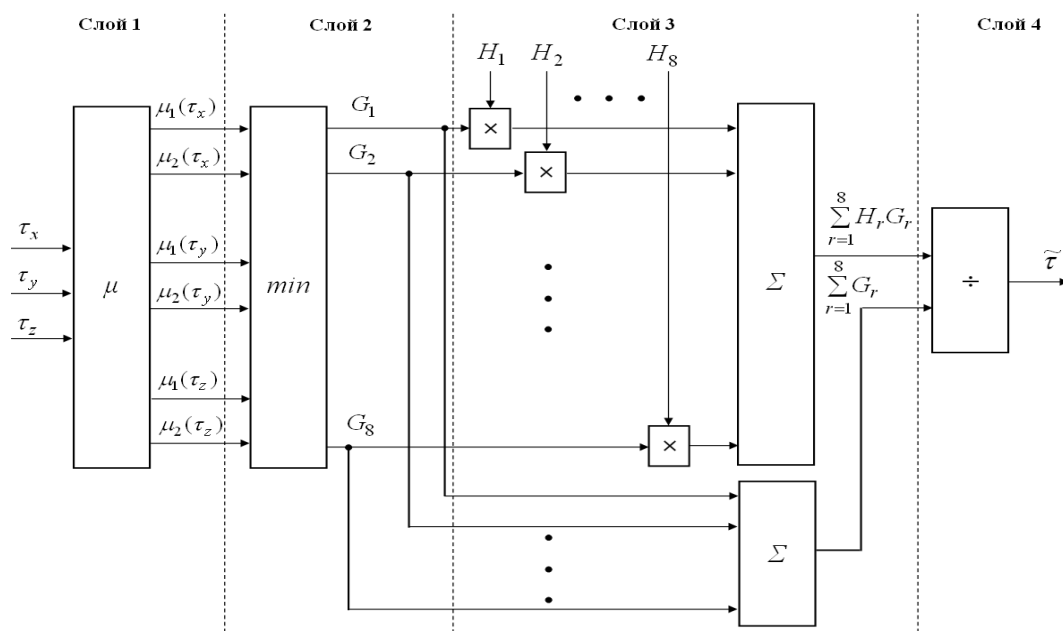


Рисунок 4. – Функциональная схема системы прогнозирования длительности ожидания подтверждений

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

$$\tilde{\tau} = \frac{\sum_{r=1}^8 H_r G_r}{\sum_{r=1}^8 G_r}. \quad (23)$$

Для получения значений 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 сформирована обучающая матрица следующего вида:

$$\begin{bmatrix} \tau_1 & \tau_2 & \tau_3 & \tau_4 \\ \tau_2 & \tau_3 & \tau_4 & \tau_5 \\ \dots & & & \\ \tau_i & \tau_{i+1} & \tau_{i+2} & \tau_{i+3} \\ \dots & & & \\ \tau_{I-3} & \tau_{I-2} & \tau_{I-1} & \tau_I \end{bmatrix}, \quad (24)$$

где τ_i – длительность ожидания подтверждения на пакет номер i .

При получении матрицы (24) 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 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

Таблица 2. – Результаты обучения нейронов третьего слоя

Параметр	H_1	H_2	H_3	H_4
Значение	3,8	-6,0	7,2	8,7
Параметр	H_5	H_6	H_7	H_8
Значение	31,4	20,8	27,8	26,3

В результате проведения в 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 %.

Выводы

Таким образом, синтезирована нейро-нечеткая система, предназначенная для прогнозирования длительности ожидания подтверждений на пакеты данных. Система состоит из 4-ех 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.

Список литературы

1. Postel J. Transmission control protocol. RFC 793. – Электр. ресурс. URL: <http://www.faqs.org/rfcs/rfc793.html> (21.07.14).
2. Paxton V., Allman M. Computing TCP's Retransmission Timer. RFC 2988. – Электр. ресурс. URL: <http://www.rfc-editor.org/rfc/rfc2988.txt> (07.06.14).
3. Polschikov 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. – pp. 446 – 450.
4. Рвачева Н.В., Польщикова К.А., Волошко С.В. Метод выбора межсегментного интервала в транспортном протоколе телекоммуникационной сети // Проблемы телекоммуникаций. – 2011. – № 2 (4). – С. 72 – 82.
5. Польщикова К.А. Метод нейро-нечеткого управления интенсивностью повторных передач в телекоммуникационной сети // Информационные технологии и телекоммуникации. – 2013. – Вып. 2. – С. 32 – 41.
6. Polschikov 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. Польщикова К.А. Метод нейро-нечеткого управления интенсивностью отправки данных узлами-источниками в мобильной радиосети специального назначения // Наука і техника повітряних сил України. – 2012. – № 3 (9). – 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. Польщикова К.А. Обобщенные модели нейро-нечетких систем управления интенсивностью потоков данных в мобильной радиосети // Science and Education a New Dimension. – Budapest, 2013. – Vol. 8. – pp. 133 – 137.

11. Польщикова К.А., Здоренко Ю.Н. Усовершенствованный метод нейро-нечеткого управления отбрасыванием пакетов в транзитных маршрутизаторах телекоммуникационной сети // Проблемы телекоммуникаций. – 2014. – № 2 (14). – С. 76 – 90.
12. Польщикова 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. – 2014. – № 2 (118). – С. 193 – 197.
13. Польщикова К.А., Здоренко Ю.Н., Сокол Г.В. Методика нейро-нечеткого прогнозирования потерь пакетов при перегрузке компьютерной сети // Научный вестник ДГМА. – 2011. – №2 (8Е). – 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, 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. Рутковская Д., Пилюньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.

References (transliteration)

1. Postel J. Transmission control protocol. RFC 793. – Elektr. resurs. URL: <http://www.faqs.org/rfcs/rfc793.html> (21.07.14).
2. Paxton V., Allman M. Computing TCP's Retransmission Timer. RFC 2988. – Elektr. resurs. URL: <http://www.rfc-editor.org/rfc/rfc2988.txt> (07.06.14).
3. Polschikov 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. – pp. 446 – 450.
4. Rvacheva N.V., Pol'shhikov K.O., Voloshko S.V. Metod vybora mezhssegmentnogo intervala v transportnom protokole telekommunikacionnoi seti [Method of selecting the inter-segment interval in the transport protocol telecommunication network]. Problemy telekommunikacij, 2011, Issue 2, pp. 72 – 82 (In Russ).
5. Pol'shhikov K.O. Metod nejro-nechetkogo upravlenija intensivnost'ju povtornyh peredach v telekommunikacionnoj seti [Method of neuro-fuzzy control the intensity of retransmissions in a telecommunications network] // Informacionnye tehnologii i telekommunikacij, 2013, Issue 2, pp. 32 – 41 (In Russ).
6. Polschikov 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. Pol'shnikov K.O. Metod nejro-nechetkogo upravlenija intensivnost'ju otpravki dannyh uzlami-istochnikami v mobil'noj radioseti special'nogo naznachenija [Method of neuro-fuzzy control the intensity of sending data source nodes in a mobile radio network for special purposes]. Nauka i tehnika povitrjanih sil Ukraïni, 2012, no 3(9), pp. 118 – 122 (In Russ).
8. Leonenkov A.V. Nechetkoe modelirovanie v srede MATLAB i fuzzyTECH [Fuzzy modeling in MATLAB and fuzzyTECH]. SPb: BHV-Peterburg, 2003, 736 p. (In Russ).
9. Uskov A.A., Kuz'min A.V. Intellektual'nye tehnologii upravlenija. Iskusstvennye nejronnye seti i nechetkaja logika [Intelligent control technology. Artificial neural networks and fuzzy logic]. Moscow, Gorjachaja linija – Telekom, 2004, 143 p. (In Russ).
10. Pol'shnikov K.O. Obobshennye modeli nejro-nechetkih sistem upravlenija intensivnost'ju potokov dannyh v mobil'noj radioseti [Generalized model of neuro-fuzzy systems control the intensity of the data streams in a mobile radio network] // Science and Education a New Dimension, 2013. – Vol. 8, pp. 133 – 137 (In Russ).
11. Pol'shnikov K.O., Zdorenko Y.N. Uovershenstvovannyj metod nejro-nechetkogo upravlenija otrasyvaniem paketov v tranzitnyh marshrutizatorah telekommunikacionnoj seti [Improved method for neuro-fuzzy control by dropping packets in transit telecommunications network routers] // Problemy telekommunikacij, 2014. – no 2(14), pp. 76 – 90 (In Russ).
12. Pol'shnikov K.O., Kubrakova E.N., Krasnobaev V.A. Model' nejro-nechetkogo prognozirovanija srednej intensivnosti postuplenija zaprosov naperedachu potokov real'nogo vremeni po kanalu telekommunikacionnoj seti [Model neuro-fuzzy prediction of medium intensity receipt of requests for streaming real-time in telecommunications network canal]. Sistemi obrobki informacii, 2014. – no 2, pp. 193 – 197 (In Russ).
13. Pol'shnikov K.O., Zdorenko Y.N., Sokol G.V. Metodika nejro-nechetkogo prognozirovanija poter' paketov pri peregruzke komp'juternoj seti [Methods of neuro-fuzzy foresight packet loss overload computer network] // Nauchnyj vestnik DGMA. – 2011. – no 2(8E). – pp. 77 – 86 (In Russ).
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, 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. Rutkovskaja D., Pilin'skij M., Rutkovskij L. Neironnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy [Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems]. M.: Gorjachaja linija – Telekom, 2006, 452 p. (In Russ).

Польщиков К.О. «Нейро-нечіткє прогнозування тривалості очікування підтверджень в телекомунікаційній мережі». Стаття присвячена розробці системи, призначеної для прогнозування тривалості очікування підтверджень в телекомунікаційній мережі. На вхід системи подаються значення тривалості очікування підтверджень на три попередніх пакета, відправлених джерелом даних. Система базується на застосуванні чотиришарової нечіткої нейронної мережі, що функціонує на основі восьми нечітких правил. Представлено функціональну схему системи. Для налаштування системи сформовані навчальні дані, отримані шляхом вимірювання тривалості очікування підтверджень на пакети заданого потоку даних в реальній телекомунікаційній мережі. Численні імітаційні експерименти показали прийнятну точність прогнозування тривалості очікування підтверджень за допомогою синтезованої нейро-нечіткої системи. Запропонована система може бути використана для оцінки завантаженості телекомунікаційної мережі, а також для управління інтенсивністю відправлення даних і повторних передач.

Ключові слова: нейро-нечітка система, тривалість очікування підтверджень, прогнозування, телекомунікаційна мережа.

Polschykov K.O. “Neuro-fuzzy prediction of confirmations waiting time in telecommunication network”. Article is devoted to the development of a system for predicting of confirmations waiting time in the telecommunication network. The input of the values of the waiting time served on three previous acknowledgment packet sent data source. The system is based on the use of four-fuzzy neural network functioning on the basis of eight fuzzy rules. The functional diagram of the system is submitted. To configure the system formed training data obtained by measuring the waiting time on the packets acknowledgments predetermined data stream in real telecommunication network. Numerous simulation experiments performed in the software environment Matlab, showed an acceptable waiting time prediction accuracy using the synthesized evidence of neuro-fuzzy systems. The proposed system can be used to estimate the congestion telecommunications network, as well as to control the intensity data and sending retransmissions.

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

Стаття поступила в редакцію 20.07.2014
Рекомендована к публікації д-ром техн. наук Каргиным А.А.