

УДК 621.396

К.А. Польщиков

Донбасская государственная машиностроительная академия, Украина

МЕТОД НЕЙРО-НЕЧЕТКОГО УПРАВЛЕНИЯ ИНТЕНСИВНОСТЬЮ ОТПРАВКИ ДАННЫХ УЗЛАМИ-ИСТОЧНИКАМИ В МОБИЛЬНОЙ РАДИОСЕТИ СПЕЦИАЛЬНОГО НАЗНАЧЕНИЯ

В статье предложен усовершенствованный метод управления интенсивностью отправки данных узлами-источниками в мобильной радиосети специального назначения. Метод основан на применении нейро-нечеткой системы для выбора значений задержки между отправкой сегментов на узле-источнике.

Ключевые слова: *мобильная радиосеть специального назначения, нейро-нечеткое управление.*

Введение

Обоснование актуальности исследований и анализ литературы. Перспективным направлением развития телекоммуникационных сетей являются мобильные радиосети специального назначения (МРСН) [1, 2], применяемые в интересах силовых структур (армии, внутренних войск, сил охраны правопорядка). Все сообщения, которые передаются в МРСН, можно разделить на два основных класса. К первому классу принадлежат сообщения, которые содержат речь и видеоинформацию и образуют в сети трафик реального времени (мультимедийный, потоковый трафик) [3]. Для качественной передачи такого трафика необходимо минимизировать задержку пакетов и ее дисперсию (джиттер), что требует гарантированного выделения соответствующей пропускной способности сети [4]. Сигналы управления, текст, изображение, графическая и табличная информация содержатся в сообщениях второго класса, которые образуют в МРСН трафик данных. Чтобы обеспечить оперативность доставки сообщений второго класса, необходимо рационально использовать доступную для трафика данных пропускную способность сети. С этой целью в МРСН на транспортном уровне требуется осуществлять управление интенсивностью отправки источником информационных сегментов. Идея такого управления заключается в обеспечении соответствия между интенсивностью отправки данных узлом-источником и доступной для данного потока в текущий момент времени пропускной способности сети.

Для управления интенсивностью отправки данных источником в телекоммуникационных сетях разработаны методы, основанные на использовании концепции скользящего окна: медленный старт, предотвращение перегрузки, мультипликативный сброс, быстрая повторная передача. Применение указанных методов предусмотрено протоколом транспортного уровня TCP (Transmission Control Protocol) [5]. Недостатком их использования являются пульсации (всплески) трафика данных, кото-

рые приводят к возникновению и усилению сетевых перегрузок, увеличению количества потерянных сегментов, замедлению доставки сообщений.

Альтернативой концепции скользящего окна является осуществление адаптивного изменения величины τ – индивидуальной задержки отправки источником каждого сегмента. Эта идея использована при разработке метода адаптивной скорости [6]. Отмеченный метод основывается на вычислении текущих значений межсегментного интервала с применением аналитических выражений, полученных эвристическим путем. Исследования показали, что при использовании метода адаптивной скорости в МРСН в условиях динамического изменения доступной пропускной способности сети управление интенсивностью отправки данных источником осуществляется с неприемлемым запаздыванием, что приводит к увеличению времени доставки сообщений.

Повысить оперативность доставки данных в телекоммуникационной сети позволяет использование метода нечеткого управления межсегментным интервалом [7]. Существенный недостаток указанного метода заключается в несовершенстве выбора параметров функций принадлежности. Недостаточная точность настройки системы нечеткого управления приводит к появлению неприемлемых ошибок при определении величины τ . Чтобы избавиться от этого недостатка, в МРСН предлагается осуществлять управление задержкой отправки сегментов на основе применения гибридных интеллектуальных систем, которые совмещают преимущества аппарата нечеткой логики и нейронных сетей.

Научная задача и цель статьи. Статья посвящена решению **актуальной научно-технической задачи**, состоящей в разработке метода нейро-нечеткого управления интенсивностью отправки данных узлами-источниками в МРСН.

Целью научных исследований, отраженных в статье, является уменьшение среднего времени передачи сообщений и снижение потерь сегментов в условиях перегрузки МРСН.

Основной материал исследований

Для управления задержкой отправки сегментов узлом-источником в МРСН предлагается использовать метод, основанный на применении нейро-нечеткой системы. Процесс функционирования этой системы является дискретным, т.е. состоит из совокупности тактов, отсчет которых осуществляется через элементарные промежутки времени Δt . В качестве входных величин указанной системы используются параметры, обоснованные в работе [7]:

- 1) \bar{M}_{i-1} – скользящее среднее времени ожидания квитанции в предыдущем такте номер $(i-1)$;
- 2) \bar{M}_i – скользящее среднее времени ожидания квитанции в текущем такте i ;
- 3) τ_{i-1} – величина задержки между отправкой сегментов в предыдущем такте номер $(i-1)$.

Выходной величиной системы является τ_i – искомое значение задержки между отправкой сегментов, которое требуется установить в узле-источнике в текущем такте.

Формула для вычисления скользящего среднего времени ожидания квитанции в текущем такте имеет вид:

$$\bar{M}_i = \sum_{j=i-n}^i M_j / n, \quad (1)$$

где M_j – значение времени ожидания квитанции, измеренное в такте j ; n – количество тактов в интервале усреднения.

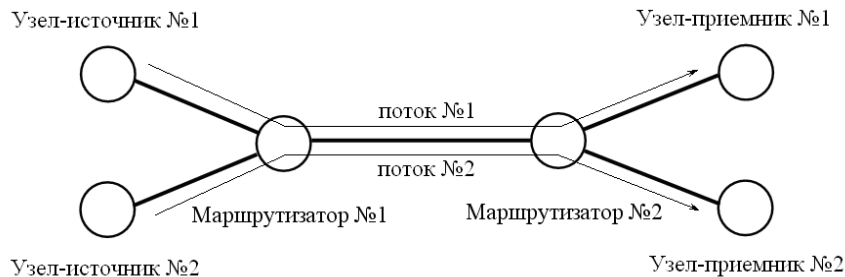


Рис. 1. Пример структуры МРСН

Управление интенсивностью отправки данных узлом-источником №1 осуществлялось на основе применения нейро-нечеткой системы, для построения которой выбраны такие параметры: алгоритм нечеткого вывода – Сугено 1-го порядка [8], количество функций принадлежности для каждой входной величины – 2, форма функций принадлежности для каждой входной величины – треугольная, алгоритм обучения нейронов – обратного распространения ошибки [9]. Настройка нейро-нечеткой системы выполнялась в течение 36 циклов обучения.

Для настройки весов нейронов сформированы данные для обучения в виде матрицы, содержащей 119 строк:

Интенсивность отправки данных узлом-источником в текущем такте зависит от значения τ_i :

$$R_i = \frac{1}{\tau_i} \text{ при } \tau_i > 0. \quad (2)$$

Предлагаемый метод включает выполняемые периодически (в каждом такте i) этапы:

- 1) измерение значений времени ожидания квитанций;
- 2) вычисление значений величины \bar{M}_i по формуле (1);
- 3) подача на вход нейро-нечеткой системы значений величин \bar{M}_{i-1} , \bar{M}_i и τ_{i-1} ;
- 4) выполнение с помощью нейро-нечеткой системы процедур нечеткого вывода (фаззификации, агрегирования, нормализации, активизации и дефаззификации), получение выходной величины τ_i ;
- 5) установка на узле-источнике в текущем такте задержки отправки сегментов, значение которой τ_i получено в результате функционирования нейро-нечеткой системы.

Реализацию предлагаемого метода рассмотрим на примере сети, структура которой представлена на рис. 1. В сети с такой структурой пропускная способность канала, соединяющего между собой два маршрутизатора, используется для одновременной передачи двух информационных потоков: поток №1 передается от узла-источника №1 к узлу-приемнику №1, а поток №2 – от узла-источника №2 к узлу-приемнику №2.

$$\begin{pmatrix} \bar{M}_1 & \bar{M}_2 & \tau_1 & \tau_2 \\ \bar{M}_2 & \bar{M}_3 & \tau_2 & \tau_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \bar{M}_{119} & \bar{M}_{120} & \tau_{119} & \tau_{120} \end{pmatrix}. \quad (3)$$

Формирование матрицы (3) осуществлялось с помощью результатов, полученных при выполнении серии имитационных экспериментов. В каждом таком эксперименте задавались определенные значения интенсивности отправки данных узлом-источником №2, то есть моделировались определенные варианты тестовой нагрузки в канале, который соединяет сетевые маршрутизаторы. При этом

для каждого варианта тестовой нагрузки выполнялись следующие операции:

1) выбирались такие значения задержки между отправкой сегментов узлом-источником №1, при которых в сети отсутствовали и перегрузка, и недогруженный режим;

2) для каждого выбранного значения задержки τ_i регистрировались соответствующие значения \bar{M}_{i-1} , \bar{M}_i и τ_{i-1} , после чего эти данные заносились в виде строк в обучающую матрицу.

В результате настройки нейро-нечеткой системы получены выражения для функций принадлежности входных величин:

$$\mu_1(\bar{M}_{i-1}^*) = \begin{cases} 1, & \bar{M}_{i-1}^* < 23; \\ \frac{107,7 - \bar{M}_{i-1}^*}{107,7 - 23}, & 23 \leq \bar{M}_{i-1}^* \leq 107,7; \\ 0, & \bar{M}_{i-1}^* > 107,7; \end{cases} \quad (4)$$

$$\mu_2(\bar{M}_{i-1}^*) = \begin{cases} 0, & \bar{M}_{i-1}^* < 65,33; \\ \frac{\bar{M}_{i-1}^* - 65,33}{150 - 65,33}, & 65,33 \leq \bar{M}_{i-1}^* \leq 150; \\ 1, & \bar{M}_{i-1}^* > 150; \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu_1(\bar{M}_i^*) = \begin{cases} 1, & \bar{M}_i^* < 23; \\ \frac{107,7 - \bar{M}_i^*}{107,7 - 23}, & 23 \leq \bar{M}_i^* \leq 107,7; \\ 0, & \bar{M}_i^* > 107,7; \end{cases} \quad (6)$$

$$\mu_2(\bar{M}_i^*) = \begin{cases} 0, & \bar{M}_i^* < 65,33; \\ \frac{\bar{M}_i^* - 65,33}{150 - 65,33}, & 65,33 \leq \bar{M}_i^* \leq 150; \\ 1, & \bar{M}_i^* > 150; \end{cases} \quad (7)$$

$$\mu_1(\tau_{i-1}^*) = \begin{cases} 1, & \tau_{i-1}^* < 14; \\ \frac{104,7 - \tau_{i-1}^*}{104,7 - 14}, & 14 \leq \tau_{i-1}^* \leq 104,7; \\ 0, & \tau_{i-1}^* > 104,7; \end{cases} \quad (8)$$

$$\mu_2(\tau_{i-1}^*) = \begin{cases} 0, & \tau_{i-1}^* < 59,33; \\ \frac{\tau_{i-1}^* - 59,33}{150 - 59,33}, & 59,33 \leq \tau_{i-1}^* \leq 150; \\ 1, & \tau_{i-1}^* > 150; \end{cases} \quad (9)$$

а также значения коэффициентов индивидуальных выводов нечетких правил: $a_1 = 14,83$, $b_1 = 70,22$, $c_1 = -132,2$, $d_1 = -91,07$, $a_2 = 40,38$, $b_2 = 310,9$, $c_2 = -150,7$, $d_2 = 16,72$, $a_3 = -37,06$, $b_3 = 228,3$, $c_3 = -526,9$, $d_3 = 37,19$, $a_4 = 407,3$, $b_4 = -595,1$, $c_4 = 445,4$, $d_4 = -10,15$, $a_5 = 40,3$, $b_5 = -134,1$, $c_5 = 103,9$, $d_5 = 33,39$, $a_6 = -304,5$, $b_6 = 427,4$,

$c_6 = -221,1$, $d_6 = -9,854$, $a_7 = 37,94$, $b_7 = -91,68$, $c_7 = 116,3$, $d_7 = -17,26$, $a_8 = 44,73$, $b_8 = 10,21$, $c_8 = 228,3$, $d_8 = 9,882$.

Структура нейро-нечеткой системы представлена на рис. 2. Функционирование этой системы основано на использовании базы нечетких правил:

Если $(\bar{M}_{i-1} = A_1^1)$ и $(\bar{M}_i = A_1^2)$ и $(\tau_{i-1} = A_1^3)$, то $(\tau_i = Y_1)$,

Если $(\bar{M}_{i-1} = A_1^1)$ и $(\bar{M}_i = A_1^2)$ и $(\tau_{i-1} = A_2^3)$, то $(\tau_i = Y_2)$,

Если $(\bar{M}_{i-1} = A_1^1)$ и $(\bar{M}_i = A_2^2)$ и $(\tau_{i-1} = A_1^3)$, то $(\tau_i = Y_3)$,

Если $(\bar{M}_{i-1} = A_1^1)$ и $(\bar{M}_i = A_2^2)$ и $(\tau_{i-1} = A_2^3)$, то $(\tau_i = Y_4)$,

Если $(\bar{M}_{i-1} = A_1^1)$ и $(\bar{M}_i = A_1^2)$ и $(\tau_{i-1} = A_1^3)$, то $(\tau_i = Y_5)$,

Если $(\bar{M}_{i-1} = A_2^1)$ и $(\bar{M}_i = A_1^2)$ и $(\tau_{i-1} = A_1^3)$, то $(\tau_i = Y_6)$,

Если $(\bar{M}_{i-1} = A_2^1)$ и $(\bar{M}_i = A_2^2)$ и $(\tau_{i-1} = A_1^3)$, то $(\tau_i = Y_7)$,

Если $(\bar{M}_{i-1} = A_2^1)$ и $(\bar{M}_i = A_2^2)$ и $(\tau_{i-1} = A_2^3)$, то $(\tau_i = Y_8)$,

где A_1^1 – терм «малое значение» входной величины \bar{M}_{i-1} ; A_2^1 – терм «большое значение» входной величины \bar{M}_{i-1} ; A_1^2 – терм «малое значение» входной величины \bar{M}_i ; A_2^2 – терм «большое значение» входной величины \bar{M}_i ; A_1^3 – терм «малое значение» входной величины τ_{i-1} ; A_2^3 – терм «большое значение» входной величины τ_{i-1} ; Y_r – индивидуальный вывод нечеткого правила номер r ; $r = 1, 2, \dots, 8$.

В соответствии с алгоритмом Сугено 1-го порядка значения индивидуальных выводов нечетких правил определяются с помощью выражения:

$$Y_r = a_r \bar{M}_{i-1} + b_r \bar{M}_i + c_r \tau_{i-1} + d_r. \quad (10)$$

Нейро-нечеткая система состоит из пяти слоев. Первый слой выполняет процедуру фаззификации, которая заключается в том, что для конкретных значений \bar{M}_{i-1}^* , \bar{M}_i^* и τ_{i-1}^* по формулам (4) – (9) вычисляются величины $\mu_1(\bar{M}_{i-1}^*)$, $\mu_2(\bar{M}_{i-1}^*)$, $\mu_1(\bar{M}_i^*)$, $\mu_2(\bar{M}_i^*)$, $\mu_1(\tau_{i-1}^*)$, $\mu_2(\tau_{i-1}^*)$.

Вторым слоем нейро-нечеткой системы осуществляется процедура агрегирования, в процессе которой определяются степени истинности условий каждого правила при конкретных значениях входных величин:

$$G_1 = \mu_1(\bar{M}_{i-1}^*) \wedge \mu_1(\bar{M}_i^*) \wedge \mu_1(\tau_{i-1}^*),$$

$$G_2 = \mu_1(\bar{M}_{i-1}^*) \wedge \mu_1(\bar{M}_i^*) \wedge \mu_2(\tau_{i-1}^*),$$

$$G_3 = \mu_1(\bar{M}_{i-1}^*) \wedge \mu_2(\bar{M}_i^*) \wedge \mu_1(\tau_{i-1}^*),$$

$$G_4 = \mu_1(\bar{M}_{i-1}^*) \wedge \mu_2(\bar{M}_i^*) \wedge \mu_2(\tau_{i-1}^*),$$

$$G_5 = \mu_2(\bar{M}_{i-1}^*) \wedge \mu_1(\bar{M}_i^*) \wedge \mu_1(\tau_{i-1}^*),$$

$$G_6 = \mu_2(\bar{M}_{i-1}^*) \wedge \mu_1(\bar{M}_i^*) \wedge \mu_2(\tau_{i-1}^*),$$

$$G_7 = \mu_2(\bar{M}_{i-1}^*) \wedge \mu_2(\bar{M}_i^*) \wedge \mu_1(\tau_{i-1}^*),$$

$$G_8 = \mu_2(\bar{M}_{i-1}^*) \wedge \mu_2(\bar{M}_i^*) \wedge \mu_2(\tau_{i-1}^*),$$

где \wedge – обозначение операции логического минимума.

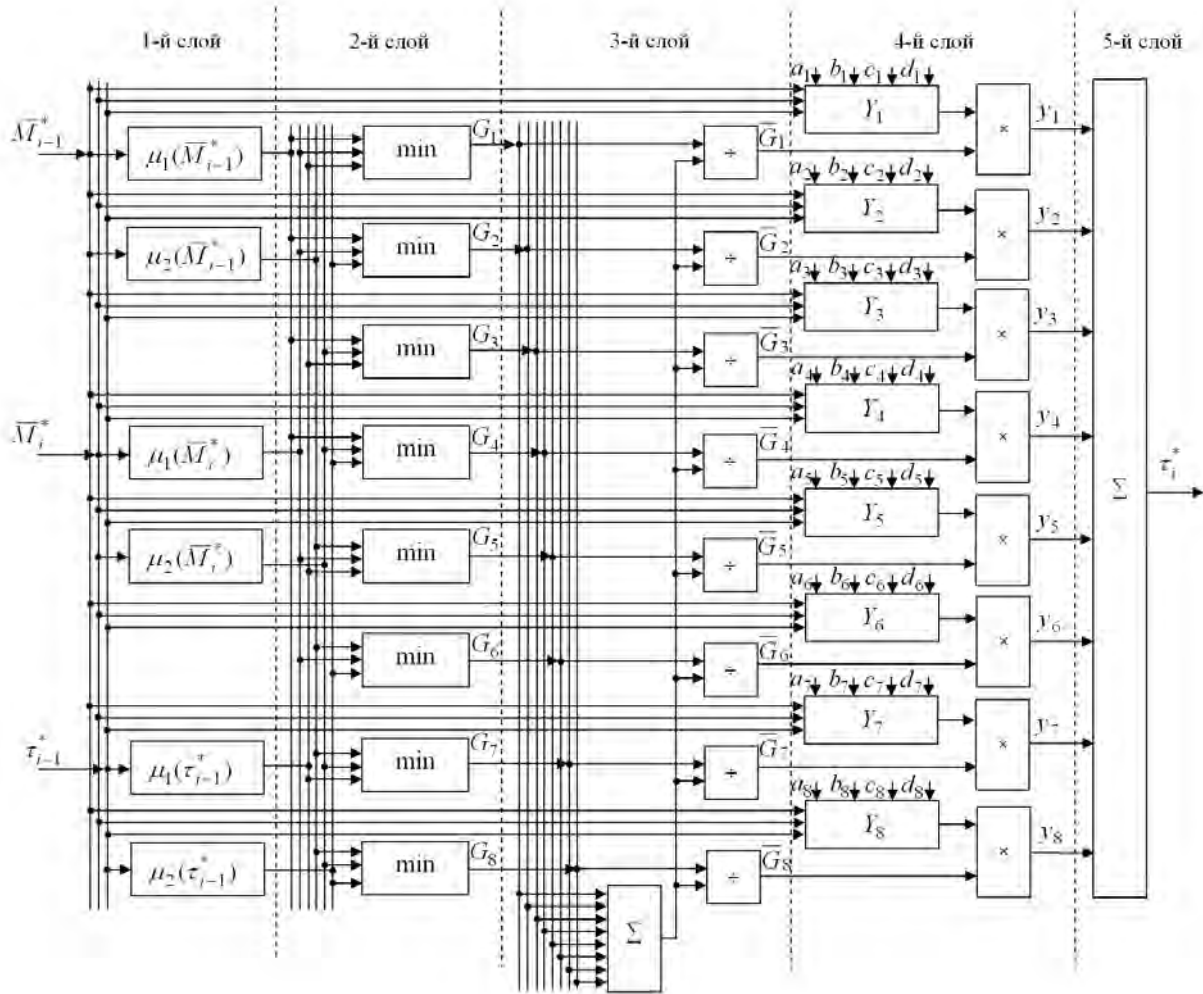


Рис. 2. Структура нейро-нечеткой системы управления интенсивностью отправки данных узлами-источниками в МРСН

С помощью третьего слоя нейронов выполняется нормализация результатов агрегирования:

$$\bar{G}_r = G_r / \sum_{r=1}^8 G_r.$$

Четвертый слой осуществляет активизацию по формуле (10) и вычисляет произведение результатов нормализации и активизации:

$$Y_r = \bar{G}_r \cdot Y_r.$$

Процедура дефазификации (вычисление четкого значения выходной величины) выполняется пятым слоем нейронов. При этом складываются результаты функционирования четвертого слоя системы:

$$\tau_i^* = \sum_{r=1}^8 Y_r.$$

Построенная нейро-нечеткая система реализована для управления интенсивностью отправки дан-

ных узлом-источником №1. Анализ результатов одного из имитационных экспериментов (рис. 3) показывает, что при использовании предлагаемого метода интенсивность отправки данных узлом-источником №1 хорошо согласуется с величиной H_1 – текущим значением доступной для потока №1 пропускной способности канала, который соединяет между собой два маршрутизатора исследуемой сети.

Этот факт свидетельствует о рациональном выборе значения задержки между отправкой сегментов на узле-источнике №1 в каждом текущем такте.

В результате исследований установлено, что использование разработанного метода обеспечивает уменьшение среднего времени передачи сообщений на 15% – 21% и снижение потерь сегментов при сетевых перегрузках на 8% – 12% по сравнению с применением существующих методов.

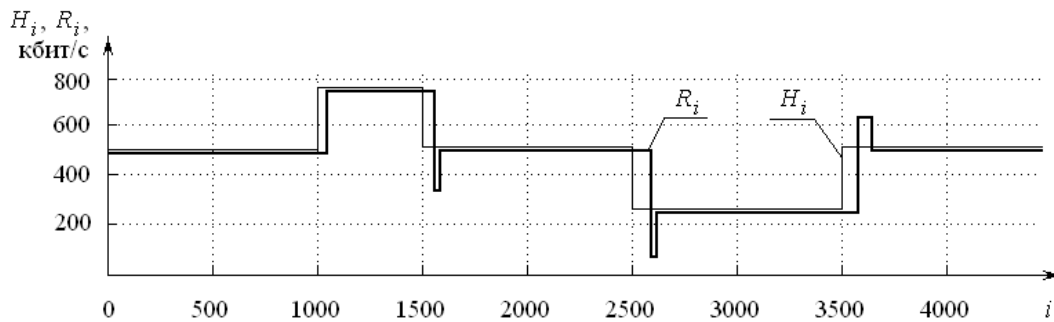


Рис. 3. Результат імітаційного експеримента

Выводы

Предложен усовершенствованный метод управления интенсивностью отправки данных узлами-источниками в МРСН. Новизна данного метода заключается в применении нейро-нечеткой системы для выбора значений задержки между отправкой сегментов на узле-источнике в текущем такте.

Использование метода позволяет согласовать интенсивность отправки данных с величиной доступной пропускной способности сети, добиться уменьшения среднего времени передачи сообщения и снижения потерь сегментов при сетевых перегрузках.

Список литературы

1. Романюк В.А. Напряжки розвитку тактичних систем зв'язку / В.А. Романюк // II науково-технічна конференція «Пріоритетні напрямки розвитку телекомунікаційних систем та мереж спеціального призначення»: Зб. матеріалів семінару. – К.: ВІТІ НТУУ «КПІ», 2004. – С. 23-33.
2. Польщиков К.О. Методи управління інтенсивністю потоків даних в мобільній радіомережі спеціального призначення / К.О. Польщиков // VI науково-практичний семінар «Пріоритетні напрямки розвитку телекомунікаційних систем та мереж спеціального призначення»: Зб. матеріалів семінару. – К.: ВІТІ НТУУ «КПІ», 2009. – С. 41-46.
3. Кучерявый Е.А. Управление трафиком и качество обслуживания в сети Интернет / Е.А. Кучерявый. – СПб.: Наука и техника, 2004. – 336 с.

4. Вегенія Ш. Качество обслуживания в сетях IP: Пер. с англ. / Вегенія. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2003. – 386 с.

5. Allman M. TCP Congestions control / M. Allman, V. Paxton, W. Stevens // RFC 2581, Apr. 1999/ [Електронний ресурс]. – Режим доступу к ресурсу: <http://www.rfc-editor.org/rfc/rfc2581.txt>.

6. Alekseev I.V. Compensation Mechanism for Adaptive Rate TCP / I.V. Alekseev, V.A. Sokolov // 1-St International IEEE/Popov Seminar "Internet: Technologies and Services". – October 1999. – P. 68-75.

7. Рвачева Н.В. Метод управления межсегментным интервалом в телекоммуникационной сети на основе применения системы нечеткого вывода / Н.В. Рвачева // Системи управління, навігації та зв'язку. – К.: ДП «ЦНДПНУ», 2010. – Вип. 2(14). – С. 231-236.

8. Takagi T. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control / T. Takagi, M. Sugeno // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. – 1985. – Vol. 15, N. 1. – P. 116-132.

9. Rumelhart D.E. Learning Internal Representations by Error Propagation / D.E. Rumelhart, G.E. Hilton, R.J. Williams // In Parallel Distributed Processing, t. 1. – Cambridge: M.I.T. Press, 1986.

Поступила в редколлегию 17.07.2012

Рецензент: д-р техн. наук, проф. А.Л. Ляхов, Полтавский национальный технический университет им. Юрия Кондратюка, Полтава, Украина.

МЕТОД НЕЙРО-НЕЧІТКОГО УПРАВЛІННЯ ІНТЕНСИВНІСТЮ ВІДПРАВЛЕННЯ ДАНИХ ВУЗЛАМИ-ДЖЕРЕЛАМИ В МОБІЛЬНІЙ РАДІОМЕРЕЖІ СПЕЦІАЛЬНОГО ПРИЗНАЧЕННЯ

К.О. Польщиков

У статті запропоновано вдосконалений метод управління інтенсивністю відправлення даних вузлами-джерелами в мобільній радіомережі спеціального призначення. Метод ґрунтується на застосуванні нейро-нечіткої системи для вибору значень затримки між відправленням сегментів на вузлі-джерелі.

Ключові слова: мобільна радіомережа спеціального призначення, нейро-нечітке управління.

NEURO-FUZZY CONTROL METHOD OF DATA SENDING INTENSITY BY SOURCES IN MOBILE RADIO NETWORK OF THE SPECIAL SETTING

К.О. Polschikov

In the article the improved method of data sending intensity by sources in mobile radio network of the special setting is offered. The method is based on application of the neuro-fuzzy system for the choice of delay between the segments sending on the source.

Keywords: mobile radio network of the special setting, neuro-fuzzy control.