УДК 621.391
DOI 10.52575/2687-0932-2022-49-3-616-629

Модели прогнозирования среднего расстояния между узлами летающей беспроводной самоорганизующейся сети

[1] Шабиб А.Х.Т., [2] Лихошерстов Р.В., [2] Польщиков К.А.
[1] Профессионально-техническая школа г. Дивания, Ирак, 58001, г. Дивания, ул. А.Л. Фурата, 198
[2] Белгородский государственный национальный исследовательский университет, Россия, 308015, г. Белгород, ул. Победы, 85
E-mail: husseinert@gmail.com, oaqwater@yandex.ru, polshchikov@bsu.edu.ru

Аннотация. Представлены результаты исследования по разработке моделей прогнозирования среднего расстояния между узлами летающей беспроводной самоорганизующейся сети. Актуальность создания средств, позволяющих с приемлемой точностью прогнозировать величину среднего расстояния между передающими и приемными узлами сети, обоснована возможностью с их использованием осуществлять выбор и установку на узлах сети адекватного значения мощности передаваемого сигнала. Решение этой задачи в конечном итоге ориентировано на обеспечение требуемого качества видеотрансляции на базе летающей самоорганизующейся сети, используемой для осуществления мониторинга территорий при проведении поисково-спасательных мероприятий. Показано, что применение регрессионных и авторегрессионных моделей дает неприемлемые отклонения результатов прогноза от реальных данных, что приводит к уменьшению вероятности требуемого качества видеотрансляции по сети до недопустимо низкого уровня. Для прогнозирования среднего расстояния между передающими и приемными узлами предложена модель на базе нечеткого вывода. Автоматический подбор неизвестных значений параметров нечеткого вывода обеспечивается на основе нейросетевой настройки в течение многократных обучающих циклов. Полученные результаты исследования показали, что применение модели нечеткого вывода позволяет получить приемлемую точность прогнозирования величины среднего расстояния между узлами летающей самоорганизующейся сети.

Ключевые слова: летающая беспроводная самоорганизующаяся сеть, прогнозирование среднего расстояния между узлами, регрессионные и авторегрессионные модели, нечеткий вывод, нейросетевое обучение

Для цитирования: Шабиб А.Х.Т., Лихошерстов Р.В., Польщиков К.А. 2022. Модели прогнозирования среднего расстояния между узлами летающей беспроводной самоорганизующейся сети. Экономика. Информатика, 49(3): 616–629. DOI 10.52575/2687-0932-2022-49-3-616-629

Prediction Models of the Average Distance Between Nodes of a Flying Ad Hoc Network

[1] Alateewe H.T. Shabeeb, [2] Rodion V. Likhosherstov, [2] Konstantin A. Polshchikov
[1] Diwanyia Vocational Secondary School, 198 A.L. Furat St, Diwanyia City, 58001, Iraq
[2] Belgorod National Research University, 85 Pobedy St, Belgorod, 308015, Russia
E-mail: husseinert@gmail.com, oaqwater@yandex.ru, polshchikov@bsu.edu.ru

Abstract. The results of a study on the development of models for predicting the average distance between the nodes of a flying ad hoc network are presented. The relevance of creating tools that allow predicting the average distance between transmitting and receiving network nodes with acceptable accuracy is justified by the possibility of using them to select and set an adequate value of the transmitted signal power at the network nodes. The solution to this problem is ultimately focused on ensuring the required quality of video broadcasting based on a flying ad hoc network used to monitor territories during search and rescue

operations. It is shown that the use of regression and autoregression models gives unacceptable deviations of the forecast results from real data, which leads to a decrease in the probability of the required quality of video broadcast over the network to an unacceptably low level. To predict the average distance between transmitting and receiving nodes, a model based on fuzzy inference is proposed. Automatic selection of unknown values of fuzzy inference parameters is provided on the basis of neural network tuning during multiple training cycles. The obtained results of the study showed that the use of the fuzzy inference model makes it possible to obtain an acceptable accuracy in predicting the average distance between the nodes of a flying ad hoc network.

Keywords: flying ad hoc network, prediction of average distance between nodes, regression and autoregression models, fuzzy inference, neural network learning

For citation: Shabeeb A.H.T., Likhosherstov R.V., Polshchikov K.A. 2022. Prediction models of the average distance between nodes of a flying ad hoc network. Economics. Information technologies, 49(3): 616–629 (in Russian). DOI 10.52575/2687-0932-2022-49-3-616-629

Введение

Летающая самоорганизующаяся сеть (Flying Ad hoc NETwork, FANET), функционирующая с использованием беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) и наземных маломощных приемо-передающих узлов связи, является перспективным средством для видеомониторинга территорий, проводимого при выполнении поисково-спасательных операций [Pandey et al., 2019; Rohi, Ofualagba, 2020]. Для обеспечения эффективного видеомониторинга требуется высокое качество трансляции информационных потоков на основе пакетной передачи. Видеоинформацию, снимаемую камерами БПЛА, в реальном времени необходимо передавать по сети на диспетчерский центр (пункт управления спасательными командами) для визуального обнаружения пострадавших и соответствующего оперативного реагирования. Анализ показал, что вероятность обеспечения требуемого качества видеотрансляции по сети FANET зависит от устанавливаемой на передающих модулях мощности передаваемых сигналов. Установление недопустимо низкого уровня мощности приводит к росту потерь пакетов и снижению качества видеотрансляции, вследствие чего растет риск необнаружения нуждающихся в помощи лиц. Напротив, чрезмерное увеличение мощности передаваемых сигналов чревато неоправданно высоким уровнем энергопотребления ad-hoc-узлов и уменьшением длительности их непрерывной работы (без дополнительной подзарядки). Экономия энергозатрат особенно актуальна при использовании на отдельных участках сети неподвижных сенсорных модулей связи, снабженных автономными аккумуляторными батареями.

Проблемам повышения качества связи и оптимизации энергопотребления в беспроводных самоорганизующихся сетях посвящено значительное число публикаций [Konstantinov et al., 2017a; Polshchykov et al., 2017; Polshchykov et al., 2018; Khan et al., 2020; Polshchykov et al., 2020a; Albu-Salih, Khudhair, 2021; Da Costa et al., 2021; Polshchykov et al., 2021]. В работе [Джамил и др., 2022] представлены выражения, позволяющие вычислить рекомендуемые значения мощности передачи сигналов узлами сети, установка которых на передающих модулях способствует снижению потерь пакетов и, в конечном итоге, обеспечению на требуемом уровне качества видеотрансляции по сети. При этом выбор и установка значения мощности передаваемого сигнала осуществляется исходя из того, что предполагается известной величина среднего расстояния между передающим и приемным узлами FANET в текущем временном интервале. На самом деле в текущем временном интервале имеются данные лишь о том, какие значения величина среднего расстояния между сетевыми узлами принимала в прошедшие интервалы. Для предсказания (экстраполяции) с учетом располагаемых данных о значениях этой величины в прошлом, прежде всего, потребуется обосновать выбор рекомендуемой модели прогнозирования временных рядов.

Цель статьи – обоснование и разработка модели, позволяющей с приемлемой точностью прогнозировать величину среднего расстояния между передающими и приемными узлами FANET.

Разработка регрессионной модели прогнозирования

В ходе экспериментальных исследований получены эмпирические данные о значениях, которые принимала величина среднего расстояния между передающими и приемными узлами FANET в течение определенного числа интервалов наблюдения. В качестве примера в таблице 1 представлен фрагмент таких данных. Величина среднего расстояния между передающими и приемными узлами FANET на интервале наблюдения номер t обозначена d_t.

Таблица 1
Table 1

Фрагмент эмпирических данных
Fragment of empirical data

t	d_t	t	d_t	t	d_t
…	…	809	482	818	488
801	480	810	486	819	497
802	481	811	489	820	500
803	484	812	494	821	501
804	484	813	495	822	498
805	485	814	494	823	497
806	485	815	490	824	491
807	483	816	483	…	…
808	480	817	483	…	…

С использованием имеющихся эмпирических данных требуется построить модель, с помощью которой можно с удовлетворительной точностью прогнозировать величину d_t на основе её известных предшествующих значений d_{t-1}, d_{t-2} и т. д.

Классическим аппаратом аппроксимации являются регрессионные модели. В данном случае уместно построить однофакторную регрессионную модель следующего вида:

$$\hat{d}_t = b_0 + b_1 t\,, \tag{1}$$

где b_0 и b_1 – коэффициенты линейной регрессии.

Коэффициенты регрессии можно вычислить на основе метода наименьших квадратов [Вентцель, 2006]:

$$b_1 = \frac{\delta_1 - \bar{t}\,\bar{d}}{\delta_2 - (\bar{t})^2}\,, \tag{2}$$

$$b_0 = \bar{d} - b_1 \bar{t}\,, \tag{3}$$

где $\bar{t}$ и $\bar{d}$ – средние значения величин t и d соответственно; δ_1 и δ_2 – статистические моменты.

Средние значения вычисляются по формулам:

$$\bar{t} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} t\,, \tag{4}$$

$$\bar{d} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} d_t\,, \tag{5}$$

где T – число учитываемых интервалов наблюдения.

Статистические моменты вычисляются с помощью выражений:

$$\delta_1 = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} t d_t \,, \tag{6}$$

$$\delta_2 = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} t^2 \,. \tag{7}$$

С использованием выражений (1)–(7) вычислены коэффициенты регрессии для имеющихся эмпирических данных, в результате получена следующая аппроксимирующая модель:

$$\hat{d}_t = 479{,}19 + 0{,}789t \,. \tag{8}$$

Прямая регрессии, описываемая зависимостью (8), представлена на рисунке 1 пунктирной линией совместно с кривой, построенной по точкам, соответствующим эмпирическим данным таблицы 1.

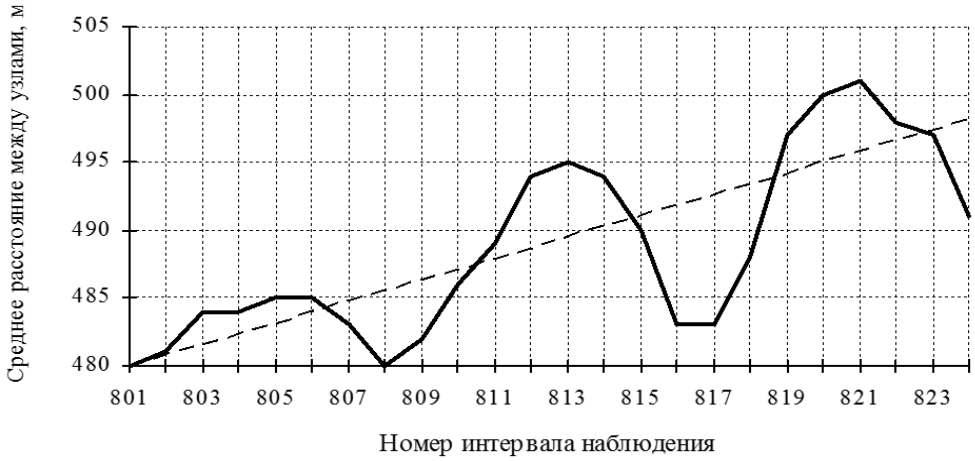

Рис. 1. Результаты аппроксимации с помощью регрессионной модели
Fig. 1. Approximation results using a regression model

Проведен статистический анализ отклонений результатов прогнозирования от эмпирических данных. Значения вышеуказанных отклонений вычислялись по формуле:

$$\Delta_t = \left| d_t - \hat{d}_t \right| . \tag{9}$$

Фрагмент массива отклонений, вычисленных по формуле (9) для результатов прогнозирования на основе регрессионной модели, представлен в таблице 2.

Доверительные границы (слева и справа) оценки математического ожидания отклонения результатов прогнозирования от эмпирических данных при доверительной вероятности φ вычислялись по формулам [Вентцель, 2006]:

$$\tilde{m}_1 = \tilde{m} - \varepsilon_\varphi \sigma_{\tilde{m}} , \tag{10}$$

$$\tilde{m}_1 = \tilde{m} + \varepsilon_\varphi \sigma_{\tilde{m}} , \tag{11}$$

где $\tilde{m}$ – оценка математического ожидания отклонения результатов прогнозирования от эмпирических данных; $\sigma_{\tilde{m}}$ – среднее квадратическое отклонение оценки $\tilde{m}$; ε_φ – коэффициент.

Оценка математического ожидания отклонения результатов прогнозирования от эмпирических данных и среднее квадратическое отклонение этой оценки вычислялись с помощью выражений:

$$\tilde{m} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\Delta_t \,, \tag{12}$$

$$\sigma_{\tilde{m}} = \sqrt{\frac{\tilde{D}}{T}} \,, \tag{13}$$

где $\tilde{D}$ – оценка дисперсии отклонения результатов прогнозирования от эмпирических данных.

Таблица 2
Table 2

Фрагмент массива отклонений результатов прогнозирования на основе регрессионной модели
Fragment of an array of deviations of forecasting results based on a regression model

t	Δ_t	t	Δ_t	t	Δ_t
…	…	809	4,287	818	5,383
801	0,022	810	1,075	819	2,828
802	0,233	811	1,136	820	5,040
803	2,445	812	5,348	821	5,146
804	1,656	813	5,559	822	2,251
805	1,868	814	3,771	823	0,326
806	1,079	815	1,018	824	7,115
807	1,709	816	8,806	…	…
808	5,498	817	9,595	…	…

Значения величин $\tilde{D}$ и ε_φ вычислялись по формулам:

$$\tilde{D} = \frac{1}{T-1}\sum_{t=1}^{T}(\Delta_t - \tilde{m})^2 \,. \tag{14}$$

$$\varepsilon_\varphi = \arg\Phi^*\left(\frac{1+\varphi}{2}\right), \tag{15}$$

где $\arg\Phi^*(...)$ – функция, обратная нормальной функции распределения случайной величины [Вентцель, 2006].

Результаты вычислений по формулам (10)–(15) показали, что при доверительной вероятности $\varphi = 0,95$ усредненное отклонение прогнозных значений от эмпирических данных величины среднего расстояния между передающими и приемными узлами FANET находится в пределах от 2,34 м до 4,53 м. Исследования показали, что аппроксимация на основе регрессионной модели дает такие отклонения результатов прогноза от эмпирических данных, которые являются не приемлемыми, т. к. ошибка прогнозирования на 4,53 м приводит к снижению вероятности требуемого качества видеотрансляции по сети FANET с уровня 0,95 до недопустимого уровня 0,88. Приемлемой с точки зрения точности аппроксимации можно считать модель, которая дает результаты с ошибкой прогнозирования, не превышающей (1,0–1,5) м.

Разработка авторегрессионных моделей прогнозирования

Другим распространенным аппаратом аппроксимации временных рядов являются авторегрессионные модели, в соответствии с которыми прогнозное значение $\hat{d}_t$ в интервале наблюдения номер t вычисляется по формуле:

$$\hat{d}_t = a_0 + a_1 d_{t-1} + a_2 d_{t-2} + ... + a_n d_{t-n}, \tag{16}$$

где a_0, a_1, …, a_n – коэффициенты авторегрессии; n – порядок авторегрессионной модели.

Проведенные исследования показали, что среди авторегрессионных моделей наилучшие результаты прогнозирования величины среднего расстояния между передающими и приемными узлами FANET достигаются с помощью применения модели пятого порядка. Коэффициенты авторегрессии для имеющихся эмпирических данных вычислены с помощью программного пакета «Анализ данных» приложения «Excel», в результате получена следующая аппроксимирующая модель:

$$\hat{d}_t = -14,413 + 1,449 d_{t-1} - 0,559 d_{t-2} - 0,310 d_{t-3} + 0,216 d_{t-4} + 0,235 d_{t-5}. \quad (17)$$

Линия авторегрессии, описываемая зависимостью (17), представлена пунктиром на рисунке 2 совместно с кривой, построенной по точкам, соответствующим эмпирическим данным таблицы 1.

Рис. 2. Результаты аппроксимации с помощью авторегрессионной модели
Fig. 2. Approximation results using an autoregressive model

Проведен статистический анализ отклонений результатов прогнозирования от эмпирических данных. Фрагмент массива отклонений, вычисленных по формуле (9) для результатов прогнозирования на основе авторегрессионной модели пятого порядка, представлен в таблице 3.

Таблица 3
Table 3

Фрагмент массива отклонений результатов прогнозирования на основе авторегрессионной модели
Fragment of an array of deviations of forecasting results based on an autoregression model

t	Δ_t	t	Δ_t
…	…	815	1,018
806	1,079	816	8,806
807	1,709	817	9,595
808	5,498	818	5,383
809	4,287	819	2,828
810	1,075	820	5,040
811	1,136	821	5,146
812	5,348	822	2,251
813	5,559	823	0,326
814	3,771	…	…

Результаты вычислений по формулам (10)–(15) показали, что при доверительной вероятности $\varphi = 0,95$ среднее отклонение прогнозных значений $\hat{d}_t$ от соответствующих эмпирических данных d_t находится в пределах от 3,12 м до 5,50 м. Такие результаты прогнозирования уступают представленным выше результатам экстраполяции, полученным с использованием однофакторной регрессионной модели. Следовательно, применение авторегрессионных моделей для прогнозирования величины среднего расстояния между передающими и приемными узлами FANET так же нецелесообразно.

Разработка модели прогнозирования на основе нечеткого вывода

В последние годы для решения задач прогнозирования успешно предлагаются научно-технические решения, основанные на применении так называемых средств искусственного интеллекта (нейронных сетей, нечеткой логики и т. п.) [Konstantinov et al., 2017b; Pilato et al., 2019; Polshchykov et al., 2019; Bukhari et al., 2020; Tu, Li, 2020; Velikanova et al., 2021]. Это дает основания считать вполне оправданной попытку применить подобный аппарат для прогнозирования величины среднего расстояния между передающими и приемными узлами FANET. В этих целях авторами данной статьи разработана система прогнозирования, входными переменными которой являются d_{t-1}, d_{t-2} и d_{t-3}, т. е. величины среднего расстояния между узлами в трех предыдущих интервалах наблюдения, а выходной переменной является $\hat{d}_t$, т. е. прогнозное значение среднего расстояния в текущем интервале. Функционирование системы основано на моделях, использующих базу нечетких правил следующего вида [Takagi, Sugeno, 1985]:

$$if\ (d_{t-3} = d_{t-3}^{+})\ and\ (d_{t-2} = d_{t-2}^{+})\ and\ (d_{t-1} = d_{t-1}^{+})\ then\ (\hat{d}_t = r_1), \quad (18)$$

$$if\ (d_{t-3} = d_{t-3}^{+})\ and\ (d_{t-2} = d_{t-2}^{+})\ and\ (d_{t-1} = d_{t-1}^{-})\ then\ (\hat{d}_t = r_2), \quad (19)$$

$$if\ (d_{t-3} = d_{t-3}^{+})\ and\ (d_{t-2} = d_{t-2}^{-})\ and\ (d_{t-1} = d_{t-1}^{+})\ then\ (\hat{d}_t = r_3), \quad (20)$$

$$if\ (d_{t-3} = d_{t-3}^{+})\ and\ (d_{t-2} = d_{t-2}^{-})\ and\ (d_{t-1} = d_{t-1}^{-})\ then\ (\hat{d}_t = r_4), \quad (21)$$

$$if\ (d_{t-3} = d_{t-3}^{-})\ and\ (d_{t-2} = d_{t-2}^{+})\ and\ (d_{t-1} = d_{t-1}^{+})\ then\ (\hat{d}_t = r_5), \quad (22)$$

$$if\ (d_{t-3} = d_{t-3}^{-})\ and\ (d_{t-2} = d_{t-2}^{+})\ and\ (d_{t-1} = d_{t-1}^{-})\ then\ (\hat{d}_t = r_6), \quad (23)$$

$$if\ (d_{t-3} = d_{t-3}^{-})\ and\ (d_{t-2} = d_{t-2}^{-})\ and\ (d_{t-1} = d_{t-1}^{+})\ then\ (\hat{d}_t = r_7), \quad (24)$$

$$if\ (d_{t-3} = d_{t-3}^{-})\ and\ (d_{t-2} = d_{t-2}^{-})\ and\ (d_{t-1} = d_{t-1}^{-})\ then\ (\hat{d}_t = r_8), \quad (25)$$

где d_{t-3}^{+} – нечеткое множество «высокое значение d_{t-3}»; d_{t-3}^{-} – нечеткое множество «низкое значение d_{t-3}»; d_{t-2}^{+} – нечеткое множество «высокое значение d_{t-2}»; d_{t-2}^{-} – нечеткое множество «низкое значение d_{t-2}»; d_{t-1}^{+} – нечеткое множество «высокое значение d_{t-1}»; d_{t-1}^{-} – нечеткое множество «низкое значение d_{t-1}»; $r_1, r_2, \ldots, r_8$ – значения индивидуальных выводов нечетких правил.

Для решения многих задач успешно применяются линейные Z-образные и S-образные функции принадлежности [Polshchykov et al., 2020b; Агузумцян и др., 2021], которые использованы и в созданной системе прогнозирования. Функции принадлежности $x^{-}(d_{t-3})$, $x^{+}(d_{t-3})$, $y^{-}(d_{t-2})$, $y^{+}(d_{t-2})$, $z^{-}(d_{t-1})$ и $z^{+}(d_{t-1})$ входных переменных вышеуказанным нечетким множествам изображены на рисунках 3–5.

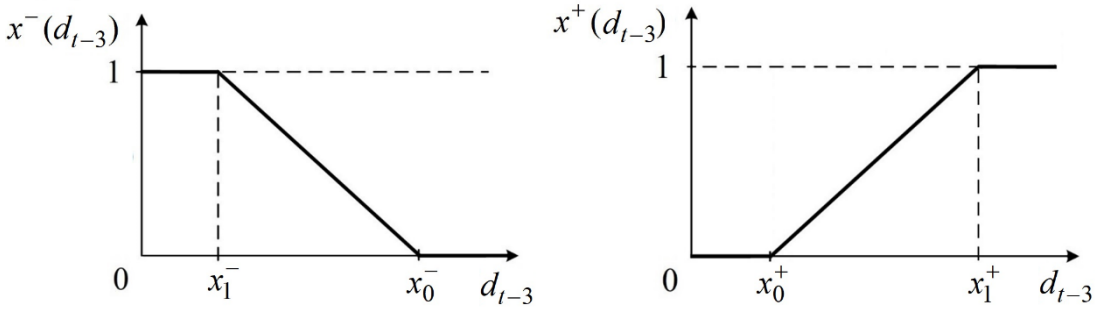

Рис. 3. Функции принадлежности $x^-(d_{t-3})$ и $x^+(d_{t-3})$

Fig 3. Membership functions $x^-(d_{t-3})$ and $x^+(d_{t-3})$

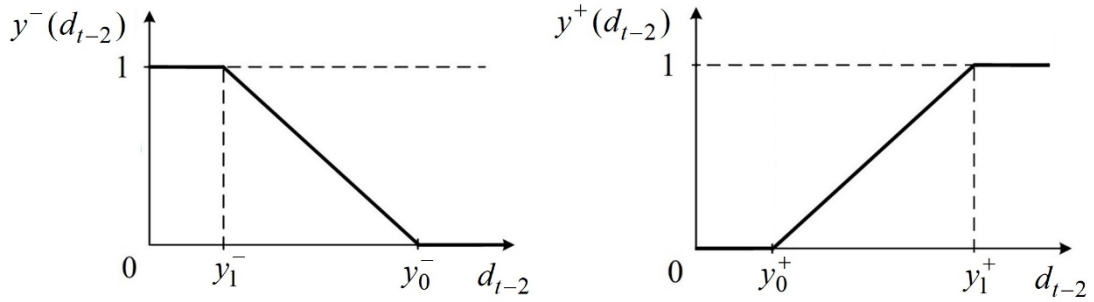

Рис. 4. Функции принадлежности $x^-(d_{t-2})$ и $x^+(d_{t-2})$

Fig 4. Membership functions $x^-(d_{t-2})$ and $x^+(d_{t-2})$

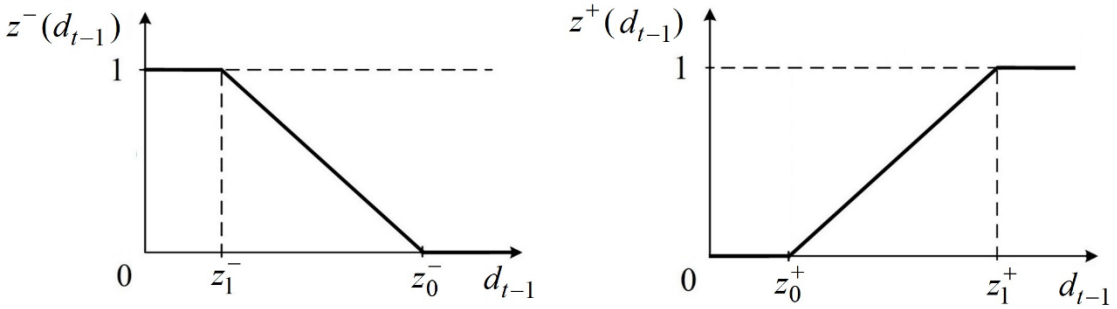

Рис. 5. Функции принадлежности $x^-(d_{t-1})$ и $x^+(d_{t-1})$

Fig 5. Membership functions $x^-(d_{t-1})$ and $x^+(d_{t-1})$

На рисунках 3–5 границы наклонных отрезков функций принадлежности обозначены x_0^-, x_1^-, x_0^+, x_1^+, y_0^-, y_1^-, y_0^+, y_1^+, z_0^-, z_1^-, z_0^+ и z_1^+. Для вычисления величины $\hat{d}_t$ на основе нечеткого вывода последовательно выполняются процедуры фаззификации, агрегирования и дефаззификации.

Фаззификация выполняется с помощью следующих выражений:

$$x^-(d_{t-3}) = \begin{cases} 1, \ d_{t-3} \le x_1^-; \\ \dfrac{x_0^- - d_{t-3}}{x_0^- - x_1^-}, \ x_1^- < d_{t-3} < x_0^-; \\ 0, \ d_{t-3} \ge x_0^-; \end{cases} \tag{26}$$

$$x^{+}(d_{t-3})=\begin{cases} 0, \ d_{t-3}\le x_0^{+}; \\ \dfrac{d_{t-3}-x_0^{+}}{x_1^{+}-x_0^{+}}, \ x_0^{+}<d_{t-3}<x_1^{+}; \\ 1, \ d_{t-3}\ge x_1^{+}; \end{cases} \tag{27}$$

$$y^{-}(d_{t-2})=\begin{cases} 1, \ d_{t-2}\le y_1^{-}; \\ \dfrac{y_0^{-}-d_{t-2}}{y_0^{-}-y_1^{-}}, \ y_1^{-}<d_{t-2}<y_0^{-}; \\ 0, \ d_{t-2}\ge y_0^{-}; \end{cases} \tag{28}$$

$$y^{+}(d_{t-2})=\begin{cases} 0, \ d_{t-2}\le y_0^{+}; \\ \dfrac{d_{t-2}-y_0^{+}}{y_1^{+}-y_0^{+}}, \ y_0^{+}<d_{t-2}<y_1^{+}; \\ 1, \ d_{t-2}\ge y_1^{+}; \end{cases} \tag{29}$$

$$z^{-}(d_{t-1})=\begin{cases} 1, \ d_{t-1}\le z_1^{-}; \\ \dfrac{z_0^{-}-d_{t-1}}{z_0^{-}-z_1^{-}}, \ z_1^{-}<d_{t-1}<z_0^{-}; \\ 0, \ d_{t-1}\ge z_0^{-}; \end{cases} \tag{30}$$

$$z^{+}(d_{t-1})=\begin{cases} 0, \ d_{t-1}\le z_0^{+}; \\ \dfrac{d_{t-1}-z_0^{+}}{z_1^{+}-z_0^{+}}, \ z_0^{+}<d_{t-1}<z_1^{+}; \\ 1, \ d_{t-1}\ge z_1^{+}. \end{cases} \tag{31}$$

Результаты агрегирования G_1, G_2, … G_8 вычисляются по формулам:

$$G_1=x^{+}(d_{t-3})\wedge y^{+}(d_{t-2})\wedge z^{+}(d_{t-1}), \tag{32}$$

$$G_2=x^{+}(d_{t-3})\wedge y^{+}(d_{t-2})\wedge z^{-}(d_{t-1}), \tag{33}$$

$$G_3=x^{+}(d_{t-3})\wedge y^{-}(d_{t-2})\wedge z^{+}(d_{t-1}), \tag{34}$$

$$G_4=x^{+}(d_{t-3})\wedge y^{-}(d_{t-2})\wedge z^{-}(d_{t-1}), \tag{35}$$

$$G_5=x^{-}(d_{t-3})\wedge y^{+}(d_{t-2})\wedge z^{+}(d_{t-1}), \tag{36}$$

$$G_6=x^{-}(d_{t-3})\wedge y^{+}(d_{t-2})\wedge z^{-}(d_{t-1}), \tag{37}$$

$$G_7=x^{-}(d_{t-3})\wedge y^{-}(d_{t-2})\wedge z^{+}(d_{t-1}), \tag{38}$$

$$G_8=x^{-}(d_{t-3})\wedge y^{-}(d_{t-2})\wedge z^{-}(d_{t-1}). \tag{39}$$

В процессе дефаззификации вычисляется прогнозируемое значение выходной переменной:

$$\hat{d}_t = \frac{\sum_{k=1}^{8} G_k r_k}{\sum_{k=1}^{8} G_k}. \quad (40)$$

Чтобы с помощью представленных выше выражений (26)–(40) можно было вычислить искомую величину $\hat{d}_t$, прежде необходимо найти x_0^-, x_1^-, x_0^+, x_1^+, y_0^-, y_1^-, y_0^+, y_1^+, z_0^-, z_1^-, z_0^+, z_1^+, $r_1, r_2, \ldots, r_8$, т. е. неизвестные значения параметров функций принадлежности, а также индивидуальных выводов нечетких правил. Отыскание этих значений выполняется в ходе настройки параметров нечеткого вывода. Такую настройку целесообразно осуществлять на основе применения нейросетевого аппарата [Махди и др., 2022].

В рассматриваемом случае нейронная сеть представляет собой многослойную структуру с тремя входами и одним выходом, для создания которой использовался пакет Fuzzy Logic Toolbox и интерактивное приложение Neuro-Fuzzy Designer вычислительной программной среды MATLAB. В качестве данных для настройки параметров нечеткого вывода использовалась обучающая выборка, фрагмент которой представлен в таблице 4.

Таблица 4
Table 4

Фрагмент обучающей выборки
Fragment of training set

d_{t-3}	d_{t-2}	d_{t-1}	d_t
…	…	…	…
480	481	484	484
481	484	484	485
484	484	485	485
484	485	485	483
485	485	483	480
485	483	480	482
483	480	482	486
480	482	486	489
482	486	489	494
486	489	494	495
...	...	...	...

В целях минимизации ошибки обучения нейросетевая настройка осуществлялась в течение 2000 эпох, при этом использовался алгоритм обучения, реализующий комбинацию метода наименьших квадратов и метода убывания обратного градиента. Тестирование настроенной системы показало хорошее соответствие результатов прогнозирования (показаны пунктирной линией на рисунке 6) эмпирическим данным.

Проведен статистический анализ отклонений результатов прогнозирования от эмпирических данных. Фрагмент массива отклонений, вычисленных по формуле (9) для результатов прогнозирования на основе нечеткого вывода, представлен в таблице 5.

Результаты вычислений по формулам (10)–(15) показали, что при доверительной вероятности $\varphi = 0,95$ среднее отклонение прогнозных значений $\hat{d}_t$ от соответствующих эмпирических данных d_t находится в пределах от 0,35 м до 1,08 м. Получена приемлемая точность аппроксимации, что позволяет обосновать целесообразность применения системы нечеткого вывода для решения задачи прогнозирования величины среднего расстояния между передающими и приемными узлами FANET.

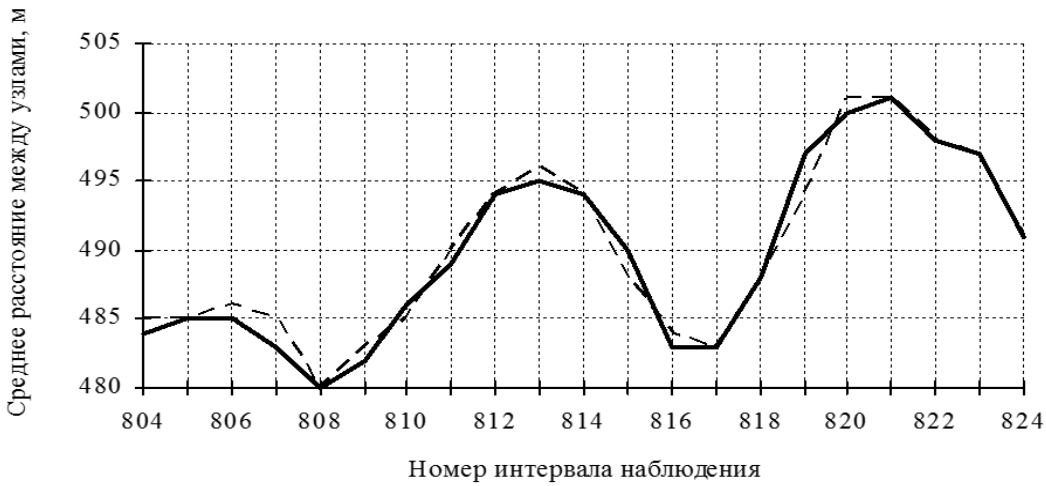

Рис. 6. Результаты аппроксимации с помощью модели на базе нечеткого вывода
Fig. 6. Approximation results using a model based on fuzzy inference

Таблица 5
Table 5

Фрагмент массива отклонений результатов прогнозирования на основе нечеткого вывода
Fragment of the array of deviations of forecasting results based on fuzzy inference

t	Δ_t	t	Δ_t	t	Δ_t
…	…	811	1	819	3
804	1	812	0	820	1
805	0	813	1	821	0
806	1	814	0	822	0
807	2	815	2	823	0
808	0	816	1	824	0
809	1	817	0	…	…
810	1	818	0	…	…

Заключение

Таким образом, в статье представлены результаты исследования по разработке моделей прогнозирования среднего расстояния между передающими и приемными узлами FANET. Применение регрессионных и авторегрессионных моделей дает неприемлемые отклонения результатов прогноза от эмпирических данных, что приводит к уменьшению вероятности требуемого качества видеотрансляции по сети до недопустимо низкого уровня.

Предложена модель прогнозирования среднего расстояния между передающими и приемными узлами летающей самоорганизующейся сети, новизна которой заключается в применении нечеткого вывода для вычисления среднего расстояния между сетевыми узлами в текущем временном интервале на основе известных значений этой величины в трех предшествующих интервалах. Нейросетевая настройка в течение многократных обучающих циклов дает возможность автоматически подобрать неизвестные значения параметров нечеткого вывода. Применение модели позволяет обеспечить среднюю ошибку прогнозирования в приемлемых пределах (от 0,35 м до 1,08 м при доверительной вероятности 0,95). Результаты исследования показали, что разработанную модель на базе нечеткого вывода целесообразно использовать для решения задачи прогнозирования величины среднего расстояния между передающими и приемными узлами летающей самоорганизующейся сети.

Предметом дальнейшей работы в рамках темы исследования станет создание алгоритмического и программного обеспечения для реализации предложенной в статье модели.

Список литературы

Агузумцян Р.В., Великанова А.С., Польщиков К.А., Игитян Е.В., Лихошерстов Р.В. 2021. О применении интеллектуальных технологий обработки естественного языка и средств виртуальной реальности для поддержки принятия решений при подборе исполнителей проектов. Экономика. Информатика, 48 (2): 392–404. DOI 10.52575/2687-0932-2021-48-2-392-404.

Вентцель Е.С. 2006. Теория вероятностей. 10-е изд. стер. М, Высшая школа, 575 с.

Джамил К.Дж.К., Лихошерстов Р.В., Польщиков К.А. 2022. Модель передачи видеопотоков в летающей беспроводной самоорганизующейся сети. Экономика. Информатика, 49(2): 403–415. DOI 10.52575/2687-0932-2022-49-2-403-415.

Махди Т.Н., Игитян Е.В., Польщиков К.А., Корсунов Н.И. 2022. Оценивание эффективности функционирования диалоговой системы на основе применения нечеткого вывода с нейросетевой настройкой. Экономика. Информатика, 49(2): 356–374. DOI 10.52575/2687-0932-2022-49-2-356-374.

Albu-Salih A.T., Khudhair H.A. 2021. ASR-FANET: An adaptive SDN-based routing framework for FANET. International Journal of Electrical and Computer Engineering, 11(5): 4403–4412.

Bukhari A. H., Sulaiman M., Islam S. 2020. Neuro-fuzzy modeling and prediction of summer precipitation with application to different meteorological stations. Alexandria Engineering Journal, 59(1): 101–116.

Da Costa L.A., Pignaton De Freitas E., Kunst R. 2021. Q-FANET: Improved Q-learning based routing protocol for FANETs. Computer Networks, 198: 108379.

Khan I. U., Aziz M. A., Cheema T. A. 2020. Smart IoT control-based nature inspired energy efficient routing protocol for Flying Ad Hoc Network (FANET). IEEE Access, 8: 56371–56378.

Konstantinov I., Polshchykov K., Lazarev S., Polshchykova O. 2017. Mathematical Model of Message Delivery in a Mobile Ad Hoc Network. Proceedings of the 11th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT): 10–13.

Konstantinov I., Polshchykov K., Lazarev S., Polshchykova O. 2017. Model of neuro-fuzzy prediction of confirmation timeout in a mobile ad hoc network. CEUR Workshop Proceedings. Proceedings of the International Conference Mathematical and Information Technologies (MIT 2016): 174–186.

Pandey A., Shukla P.K., Agrawal R., Khare A. 2019. Grasshopper optimization based clustering algorithm (GOCA) for adaptive flying ad-hoc network (FANET) to enhance the quality of service (QoS). International Journal of Scientific and Technology Research, 8(11): 3731–3736.

Pilato G., Yarushev S. A., Averkin A. N. 2019. Prediction and detection of user emotions based on neuro-fuzzy neural networks in social networks. Advances in Intelligent Systems and Computing, 875: 118–125.

Polshchykov K., Lazarev S., Zdorovtsov A. 2017. Multimedia Messages Transmission Modeling in a Mobile Ad Hoc Network. Proceedings of the 11th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT): 24–27.

Polshchykov K.O., Lazarev S.A., Kiseleva E.D. 2018. Mathematical Model of Multimedia Information Exchange in Real Time Within a Mobile Ad Hoc Network. International Journal of Computer Science and Network Security, 18(6): 20–24.

Polshchykov K., Shabeeb A.H.T., Lazarev S. 2020. Algorithm for receiving the recommended bandwidth of a wireless self-organizing network channel. Periodicals of Engineering and Natural Sciences, 8(3): 1873–1879.

Polshchykov K., Shabeeb A.H.T., Lazarev S., Kiselev V. 2021. Justification for the decision on loading channels of the network of geoecological monitoring of resources of the agroindustrial complex. Periodicals of Engineering and Natural Sciences, 9(3): 781–787.

Polshchykov K.A., Lazarev S.A., Konstantinov I.S., Polshchykova O.N., Svoikina L.F., Igityan E.V., Balakshin M.S. 2020. Assessing the Efficiency of Robot Communication. Russian Engineering Research, 40: 936–938.

Polshchykov K., Lazarev S., Polshchykova O., Igityan E. 2019. The Algorithm for Decision-Making Supporting on the Selection of Processing Means for Big Arrays of Natural Language Data. Lobachevskii Journal of Mathematics, 40(11): 1831–1836.

Rohi G., Ofualagba G. 2020. Autonomous monitoring, analysis, and countering of air pollution using environmental drones. Heliyon, 6(1): 1–10.

Takagi T., Sugeno M. 1985. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 15: 116–132.

Tu C. H., Li C. 2020. Multitarget prediction using an aim-object-based asymmetric neuro-fuzzy system: A novel approach. Neurocomputing, 389: 155-169.

Velikanova A.S., Polshchykov K.A., Likhosherstov R.V., Polshchykova A.K. 2021. The use of virtual reality and fuzzy neural network tools to identify the focus on achieving project results. Journal of Physics: Conference Series. 2nd International Scientific Conference on Artificial Intelligence and Digital Technologies in Technical Systems 2021, Volgograd, 2060: 173707.

References

Aguzumtsyan R.V., Velikanova A.S., Polshchikov K.A., Igityan E.V., Likhosherstov R.V. 2021. Application of intellectual technologies of natural language processing and virtual reality means to supportdecision-making when selecting project executors. Economics. Information technologies, 48(2): 392–404. (in Russian). DOI 10.52575/2687-0932-2021-48-2-392-404.

Ventcel' E.S. 2006. Teorija verojatnostej. 10-e izd. ster. Moskva, Vysshaja shkola, 575 s.

Jameel K.J.Q., Likhosherstov R.V., Polshchikov K.A. 2022. Model of Video Streams Transmission in a Flying Ad Hoc Network. Economics. Information technologies, 49(2): 403–415 (in Russian). DOI 10.52575/2687-0932-2022-49-2-403-415

Mahdi T.N., Igityan E.V., Polshchikov K.A., Korsunov N.I. 2022. Evaluation of the Dialogue System Efficiency Based on the Application of Fuzzy Inference with Neural Network Settings. Economics. Information technologies, 49(2): 356–374 (in Russian). DOI 10.52575/2687-0932-2022-49-2-356-374

Albu-Salih A.T., Khudhair H.A. 2021. ASR-FANET: An adaptive SDN-based routing framework for FANET. International Journal of Electrical and Computer Engineering, 11(5): 4403–4412.

Bukhari A. H., Sulaiman M., Islam S. 2020. Neuro-fuzzy modeling and prediction of summer precipitation with application to different meteorological stations. Alexandria Engineering Journal, 59(1): 101–116.

Da Costa L.A., Pignaton De Freitas E., Kunst R. 2021. Q-FANET: Improved Q-learning based routing protocol for FANETs. Computer Networks, 198: 108379.

Khan I. U., Aziz M. A., Cheema T. A. 2020. Smart IoT control-based nature inspired energy efficient routing protocol for Flying Ad Hoc Network (FANET). IEEE Access, 8: 56371–56378.

Konstantinov I., Polshchykov K., Lazarev S., Polshchykova O. 2017. Mathematical Model of Message Delivery in a Mobile Ad Hoc Network. Proceedings of the 11th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT): 10–13.

Konstantinov I., Polshchykov K., Lazarev S., Polshchykova O. 2017. Model of neuro-fuzzy prediction of confirmation timeout in a mobile ad hoc network. CEUR Workshop Proceedings. Proceedings of the International Conference Mathematical and Information Technologies (MIT 2016): 174–186.

Pandey A., Shukla P.K., Agrawal R., Khare A. 2019. Grasshopper optimization based clustering algorithm (GOCA) for adaptive flying ad-hoc network (FANET) to enhance the quality of service (QoS). International Journal of Scientific and Technology Research, 8(11): 3731–3736.

Pilato G., Yarushev S. A., Averkin A. N. 2019. Prediction and detection of user emotions based on neuro-fuzzy neural networks in social networks. Advances in Intelligent Systems and Computing, 875: 118–125.

Polshchykov K., Lazarev S., Zdorovtsov A. 2017. Multimedia Messages Transmission Modeling in a Mobile Ad Hoc Network. Proceedings of the 11th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT): 24–27.

Polshchykov K.O., Lazarev S.A., Kiseleva E.D. 2018. Mathematical Model of Multimedia Information Exchange in Real Time Within a Mobile Ad Hoc Network. International Journal of Computer Science and Network Security, 18(6): 20–24.

Polshchykov K., Shabeeb A.H.T., Lazarev S. 2020. Algorithm for receiving the recommended bandwidth of a wireless self-organizing network channel. Periodicals of Engineering and Natural Sciences, 8(3): 1873–1879.

Polshchykov K., Shabeeb A.H.T., Lazarev S., Kiselev V. 2021. Justification for the decision on loading channels of the network of geoecological monitoring of resources of the agroindustrial complex. Periodicals of Engineering and Natural Sciences, 9(3): 781–787.

Polshchykov K.A., Lazarev S.A., Konstantinov I.S., Polshchykova O.N., Svoikina L.F., Igityan E.V., Balakshin M.S. 2020. Assessing the Efficiency of Robot Communication. Russian Engineering Research, 40: 936–938.

Polshchykov K., Lazarev S., Polshchykova O., Igityan E. 2019. The Algorithm for Decision-Making Supporting on the Selection of Processing Means for Big Arrays of Natural Language Data. Lobachevskii Journal of Mathematics, 40(11): 1831–1836.

Rohi G., Ofualagba G. 2020. Autonomous monitoring, analysis, and countering of air pollution using environmental drones. Heliyon, 6(1): 1–10.

Takagi T., Sugeno M. 1985. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 15: 116–132.

Tu C. H., Li C. 2020. Multitarget prediction using an aim-object-based asymmetric neuro-fuzzy system: A novel approach. Neurocomputing, 389: 155-169.

Velikanova A.S., Polshchykov K.A., Likhosherstov R.V., Polshchykova A.K. 2021. The use of virtual reality and fuzzy neural network tools to identify the focus on achieving project results. Journal of Physics: Conference Series. 2nd International Scientific Conference on Artificial Intelligence and Digital Technologies in Technical Systems 2021, Volgograd, 2060: 173707.

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.
Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Алативи Хуссейн Турки Шабиб, аспирант, ассистент, Профессионально-техническая школа, г. Дивания, Ирак

Лихошерстов Родион Валерьевич, соискатель кафедры прикладной информатики и информационных технологий, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

Польщиков Константин Александрович, доктор технических наук, доцент, директор института инженерных и цифровых технологий, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Alateewe H.T. Shabeeb, postgraduate student, Assistant of Diwanyia Vocational Secondary School, Diwanyia City, Iraq

Rodion V. Likhosherstov, Degree of the Department of Applied Informatics and Information Technologies, Belgorod National Research University, Belgorod, Russia

Konstantin A. Polshchykov, Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Director of the Institute of Engineering and Digital Technologies of the Belgorod National Research University, Belgorod, Russia