
**SYNTHESIS OF NEURON MODELS FOR PREDICTION
OF TRAFFIC PARAMETERS OF MARKOV CHAIN M/M /C/K³**

Eng. Georgi Georgiev, PhD StudentTelecommunications Department,
“Angel Kanchev” University of Ruse
Phone: 0877 522 029
E-mail: givanow@abv.bg

***Abstract:** This paper presents the results of the M/M/c/k Markov chain simulation and the synthesis of artificial neural networks for prediction of teletraffic parameters. In searching for appropriate neural models, the neurons in the hidden layers in range of 5 to 20 were changed. Neural networks with 9 and 6 hidden neurons were synthesized to predict of Arrival rate and Exit System parameters at respective input variables Average Arrival Rate, Average Service Time and Maximum Station Capacity for the Markov chain based on absolute network errors. The procedure of Post-training analysis is applied to the selected models. A technical approach has been introduced to determine the influence of neural network input variables on the change of predictive parameters by analysis of the correlation coefficients.*

***Keywords:** Simulation, Markov Chain, Teletraffic Parameters, Artificial Neural Networks, Prediction Models.*

ВЪВЕДЕНИЕ

В сферата на комуникациите приложението на изкуствените невронни мрежи (ИНМ) най-често се състои в решаване на различни задачи за разпознаване. В (Balabanova, I., Georgiev, G., Penchev, P., Kostadinova, S., & Dimova, R., 2016) е илюстрирано приложение на ИНМ относно класификация на телетрафични системи с явни загуби, разделени в няколко категории с различни диапазони на каналите за предаване на данни, в зависимост от постъпващия трафик “A” и броя на информационни канали “n” при дефинирана вероятност за загуби “B”. Интерес представляват определянето на средните времена на престой на пакетите в системата, получени при различни нива на времето “td” и размера на опашката “q”, на телетрафичен модел на гласови източници On-Off+M/1/k с опашка FIFO (Balabanova, I., Georgiev, G., & Kostadinova, S., 2015) и количествената идентификация на обслужващи устройства относно система D+M+H2+E3/D/n/k с различни начини на групово кодиране посредством единични или отделни невронни единици в изходните мрежови слоеве (Balabanova, I., Georgiev, G., Penchev, P., Kostadinova, S., & Dimova, R., 2016). По отношение на веригите Марков архитектури на ИНМ се комбинират със структури на скрити модели на Марков при разработване на методи и подходи за моделиране и извличане на знания от данни от различни типове информационни масиви (Sokólski, P., & Rutkowski, T., 2013; Mustafa, M., Allen, T., & Appiah, K., 2017).

Апаратът на регресионния анализ се среща в огромна част от изследванията при извеждане на статистико-математически модели. Успешни негови реализации се свързват с получаване на адекватни регресионни модели за прогнозиране на средното време за престой в системата “W” и вероятността за загуби “B” спрямо интензивността на постъпване на повиквания “λ”, времето “td” и размера на опашката “q” при имитационно моделирана телетрафична система на гласови източници на базата на прекъснат Поасонов процес и хиперекспоненциален входящ поток, както и изследване на тяхното параметрично влияние. Указаните процеси по намиране на прогнозни математически модели от съответна степен са извършени по методики, основани на стъпково повишаване на нивата на входните параметри и изследване и подбор на подходящ план на експеримента (Balabanova, I., & Georgiev, G., 2016; Balabanova, I., & Georgiev, G., 2016; Balabanova, I., Georgiev, G., Kogias, P., & Sadinov,

³ Докладът е представен на научна сесия на 26 октомври 2018 с оригинално заглавие на български език: СИНТЕЗ НА НЕВРОННИ МОДЕЛИ ЗА ПРОГНОЗИРАНЕ НА ТРАФИЧНИ ПАРАМЕТРИ НА ВЕРИГА НА МАРКОВ M/M/C/K

S., 2016). Анализът също може да прилаган при Марковски вериги, какъвто е случаят при изследване на верига M/M/c/k при „c=25 въз основа на планиране на експеримента при три нива на управляемите фактори, за която са получени статистически модели за параметрично прогнозиране на средното време за пристигане на пакетни данни в системата и времето за информационно извеждане на отработени заявки (Sadinov S., Balabanova, I., & Georgiev, G., 2018).

В настоящия доклад са синтезирани модели за прогнозиране на параметрите на трафика при вериги на Марков M/M/c/k с приложение на изкуствени невронни мрежи въз основа на вариациите на резултатните грешки относно калкулираните и заложените целеви мрежови изходи. Предложен е подход за изследване на факторното влияние върху прогнозните телетрафични параметри базиран на анализ на линейните регресионни зависимости за изходите на невронните мрежи при последователно изключване на фактори, подавани като променливи към входните мрежови слоеве на синтезираните невронни структури.

ИЗЛОЖЕНИЕ

Симулиране на верига на Марков M/M/c/k в среда JMT

В програмна среда на симулатор Java Modeling Tool (JMT) е изследвана Марковска верига с множество сървърни станции “с” и лимитиран размер на опашката “k” M/M/c/k. Процесът е извършен при константни брой сървъри и системни потребители, съответно “c=25” и “Customer = 1000”, с изменение на следните входни променливи:

- ✓ X₁ – Average Arrival Rate (lambda)-[cust./s];
- ✓ X₂ – Average Service Time S- [s];
- ✓ X₃ – Maximum Station Capacity k [cust.],

дефинирани като управляеми фактори на обекта на изследване (M/M/c/k). В резултат на проведената симулация са натрупани опитни данни за изходните параметри на веригата (отклици на обекта на изследване), означени с:

- ✓ Y₁ - Arrival Time, [s];
- ✓ Y₂ - Exit System [s],

като в таблица 1 е представена частична информационна извадка за потребителя с приет най-висок приоритет на обслужване “CustomerID = 100”.

Таблица 1. Опитни данни при симулация на верига M/M/25/k

X ₁	X ₂	X ₃	Y ₁	Y ₂
0.43	0.82	38	226.95	228.05
0.46	0.88	39	222.8	222.9
.....
0.49	0.94	40	208.3	208.49
0.58	1.12	43	192.48	192.58
.....
0.67	1.3	46	139.78	141.32
0.7	1.36	47	136.5	138.51
.....
0.94	1.84	55	104.97	105.03
0.97	1.9	56	96.98	99.57

По отношение на симулационните данни се наблюдава обща тенденция на повишаване на времената на постъпване и излизане на обслужени от системата повиквания с нарастване на факторите. Постава се задачата да се синтезират модели, посредством които нивата на указаните времена да бъдат прогнозирани.

Синтезиране на изкуствени невронни мрежи за прогнозиране на папаретри на трафика на верига на Марков М/М/25/к

Приложени са класически трислойни архитектури на изкуствени невронни мрежи с един изход, тангес-сигмоидална и линейна функции на активация в скритите (междинни) и изходните слоеве за решаване на задачи за апроксимация. Извършено е тяхно адаптиране в областта на телетрафичните системи и по-специално към веригите на Марков за прогнозиране на параметрите на трафика. Структурни входни променливи за невронните мрежи за факторите на обекта, докато като изходни целеви променливи са зададени неговите отклици.

Таблица 2. Резултати при синтезиране на ИНМ за прогнозиране на параметър Y_1

Неврони в скрития слой	Диапазон на изменение на абсолютните мрежови грешки	Средноквадратична грешка MSE
5	-5.6894 до 10.3010	50.8350
6	-13.2288 до 5.1740	55.7769
7	-7.7657 до 3.4305	14.6043
8	-15.8600 до 6.5111	68.5119
9	-4.3694 до 2.0826	8.2557
10	-2.8358 до 8.6340	30.0313
11	-12.5872 до 3.0047	38.8554
12	-8.5226 до 3.0765	25.0257
13	0.9228 до 10.3572	23.0123
14	-12.6998 до 6.7375	49.7232
15	-1.7909 до 12.3790	41.8194
16	-6.0305 до 0.0113	13.5676
17	-6.7255 до 1.8680	11.2338
18	-10.7030 до 16.3173	76.3293
19	-10.5514 до 8.6669	43.1410
20	-3.4281 до 6.8229	12.3660

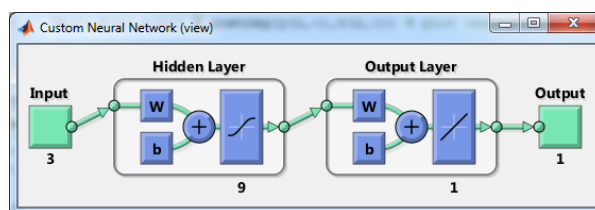
Изследвани са средноквадратичните грешки (Mean Squared Error - MSE) и диапазоните на изменение на абсолютните мрежови грешки при нарастване на скритите невроните в границите от 5 до 20 единици като основни критерии при подбор на прогнозни модели. В таблица 2 и таблица 3 се съдържат резултатни данни за уканите показатели относно параметри Y_1 и Y_2 .

По отношение на времената на постъпване и излизане на обслужени системни повиквания са постигнати най-ниски, съответно 8.2557 при 9 и 4.0751 при 6 неврона, и най-високи стойности на MSE 68.5119 и 85.1117 при 8 и 14 неврона. Респективно най-добрите вариационни диапазони на опрелените разлики между прогнозните и теоретично очакваните опитни времеви нива при минимални средноквадратични отклонения са „-4.3694 до 2.0826“ за Y_1 и „-4.6293 до 1.2485“ за Y_2 при 9 и 6 неврона, а най-лошите „-15.8600 до 6.5111“ и „-3.5956 до 17.3123“ за Y_1 и Y_2 при същия брой неврони. След анализ на получените резултати за прогнозиране на изменението на целевите телетрафични параметри са синтезирани невронни архитектури с 9 за Y_1 и 6 междинни неврона за Y_2 , показани на фиг. 1.

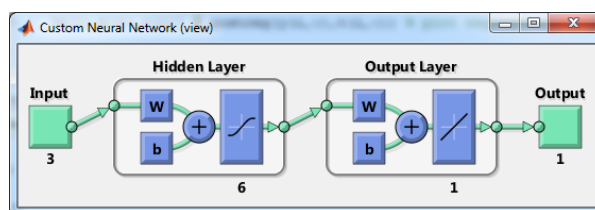
Генерирани са линейни регресионни зависимости от обучаващите, валидиращи и тестови процедури, за които е използвано процентно разпределение на входните данни 70%:15%:15%, за селектираните модели (фиг. 2). Налице са високи корелационни коефициенти R_i , над 0.9900 доближаващи се максимално до възможните най-добри теоретични стойности от единица. Не са открити индикации за грешки при провеждане на невронно обучение, валидиране и тестване.

Таблица 3. Резултати при синтезиране на ИНМ за прогнозиране на параметър Y_2

Неврони в скрития слой	Диапазон на изменение на абсолютните мрежови грешки	Средноквадратична Грешка MSE
5	-7.7739 до 13.5027	54.1503
6	-4.6293 до 1.2485	4.0751
7	-2.7302 до 5.0336	6.9048
8	-17.0216 до 2.1441	62.8287
9	-5.7177 до 5.0284	20.8752
10	-0.3131 до 14.9957	45.8520
11	-4.8750 до 5.8754	22.7778
12	-3.0928 до 7.3261	19.4406
13	-1.2707 до 6.6997	9.6359
14	-3.5956 до 17.3123	85.1117
15	-4.1383 до 4.7011	7.9812
16	-10.3149 до 2.0109	26.4528
17	-6.6745 до 7.4568	42.2704
18	-8.1216 до 6.9617	35.9338
19	-8.6970 до 3.4939	23.5358
20	-13.9770 до 3.1826	43.1334



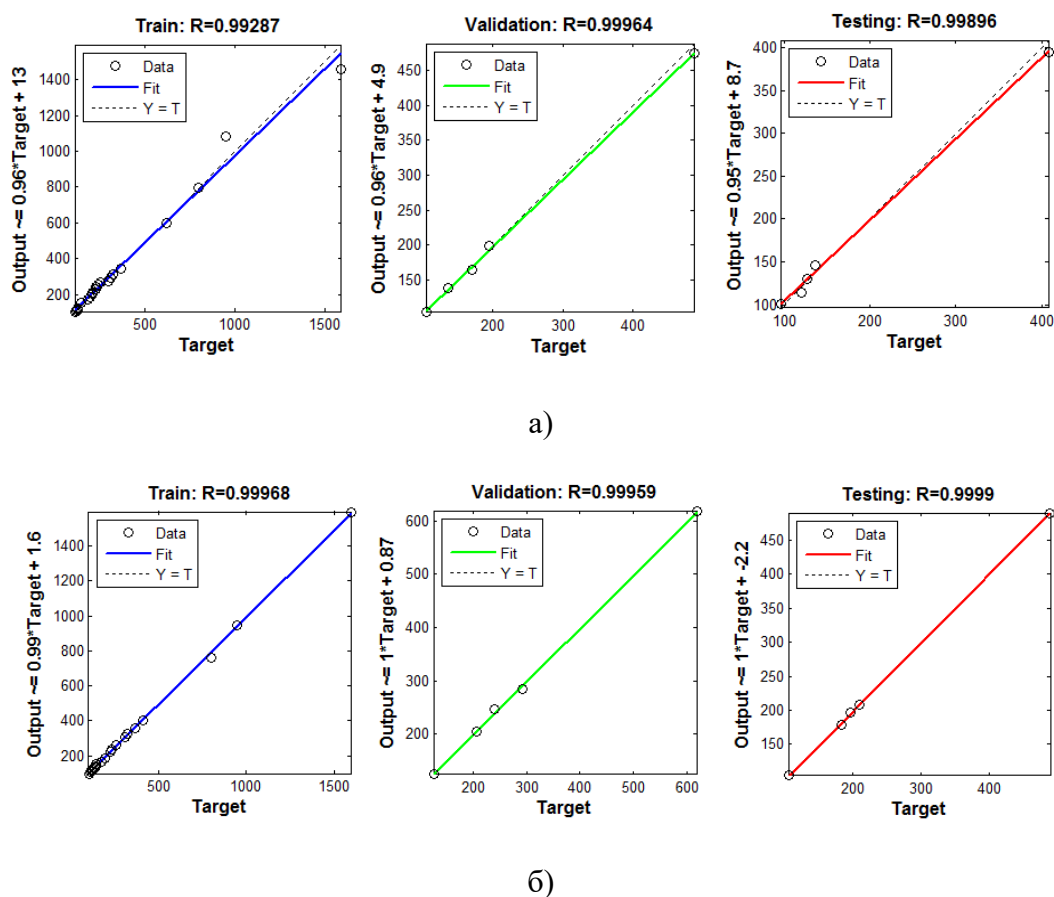
а)



б)

Фиг. 1. Синтезирани невронни архитектури за прогнозиране на нивата на а) Y_1 и б) Y_2

Приложени са процедурни стъпки по реализация на Post-Training (postreg) анализ за синтезираните невронни модели при прогнозиране на параметри Y_1 и Y_2 , състоящ се в обобщаване на параметрите на линейна регресия между прогнозните и целеви резултати по отношение на мрежовите изходи, съответно - наклон на най-добрата линейна регресия m с теоретично стойност „1“, отрязък на най-добрата линейна регресия b с „нулева“ теоретична стойност и корелационен коефициент R .

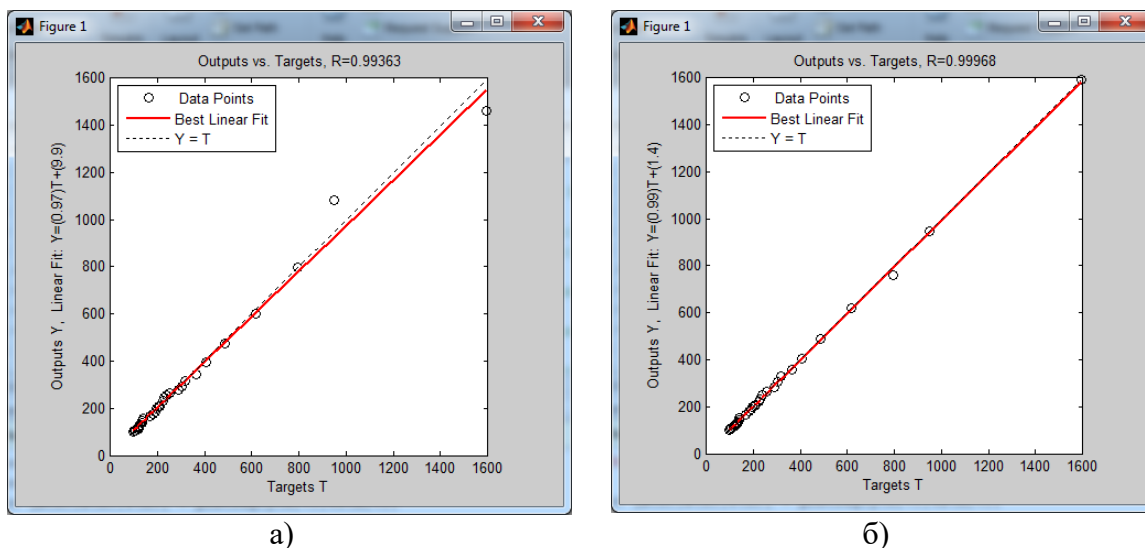


Фиг. 2. Линейни регресионни зависимости при обучение, валидиране и тестване на синтезираните мрежи за прогнозиране на нивата на а) Y_1 и б) Y_2

Таблица 4. Параметри на линейна регресия за мрежовите изходи

Наклон на най-добрата линейна регресия m	Отрязък на най-добрата линейна регресия b	Корелационен коефициент R
ИНМ за параметър Y_1		
0.9658	0.0099	0.9936
ИНМ за параметър Y_2		
0.9930	0.0142	0.9997

Резултатите от анализа, дадени в таблица 4, показват, че параметрите на линейна регресия за изходите на избраните невронни мрежи се доближават до най-добрите теоретични. По-добра стойност за m е получената при модела за прогнозиране на времето за системно излизане на обслужени повиквания, спрямо тази за b при това за постъване на повиквания в системата. Линейните регресионни зависимости за мрежовите изходи на фиг. 3 онагледяват доброто приближение и линейна връзка между изходните и целеви параметри за невронните мрежи следствие се от високите нива на R над 0.9900.



Фиг. 3. Линейни регресионни зависимости за изходите на синтезираните мрежи за прогнозиране на нивата на а) Y_1 и б) Y_2

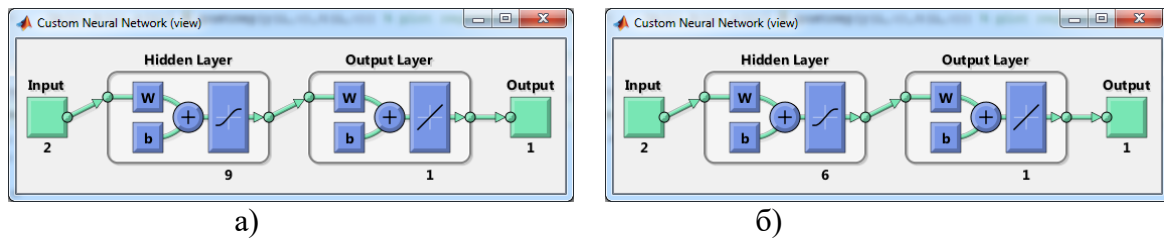
Относително минималните разлики между прогнозните резултати и теоритичните опитни данни за еталоните от тестовия информационен набор (таблица 5) при използване на синтезираните архитектури за параметри Y_1 и Y_2 потвърждават тяхната адекватност и разширяват обхвата на приложимост на математическия апарат на изкуствените невронни мрежи.

Таблица 5. Прогнозни данни при при тетсване на синтезираните ИНМ

Теоретични данни, [s]	Прогнозни резултати, [s]
ИНМ за параметър Y_1	
407.9700	403.6006
136.5000	138.5826
127.2400	128.0597
119.8900	120.0761
96.9800	92.8396
ИНМ за параметър Y_2	
488.1700	489.4185
208.4900	208.4368
196.2600	196.8883
182.6600	178.0307
105.0300	104.6582

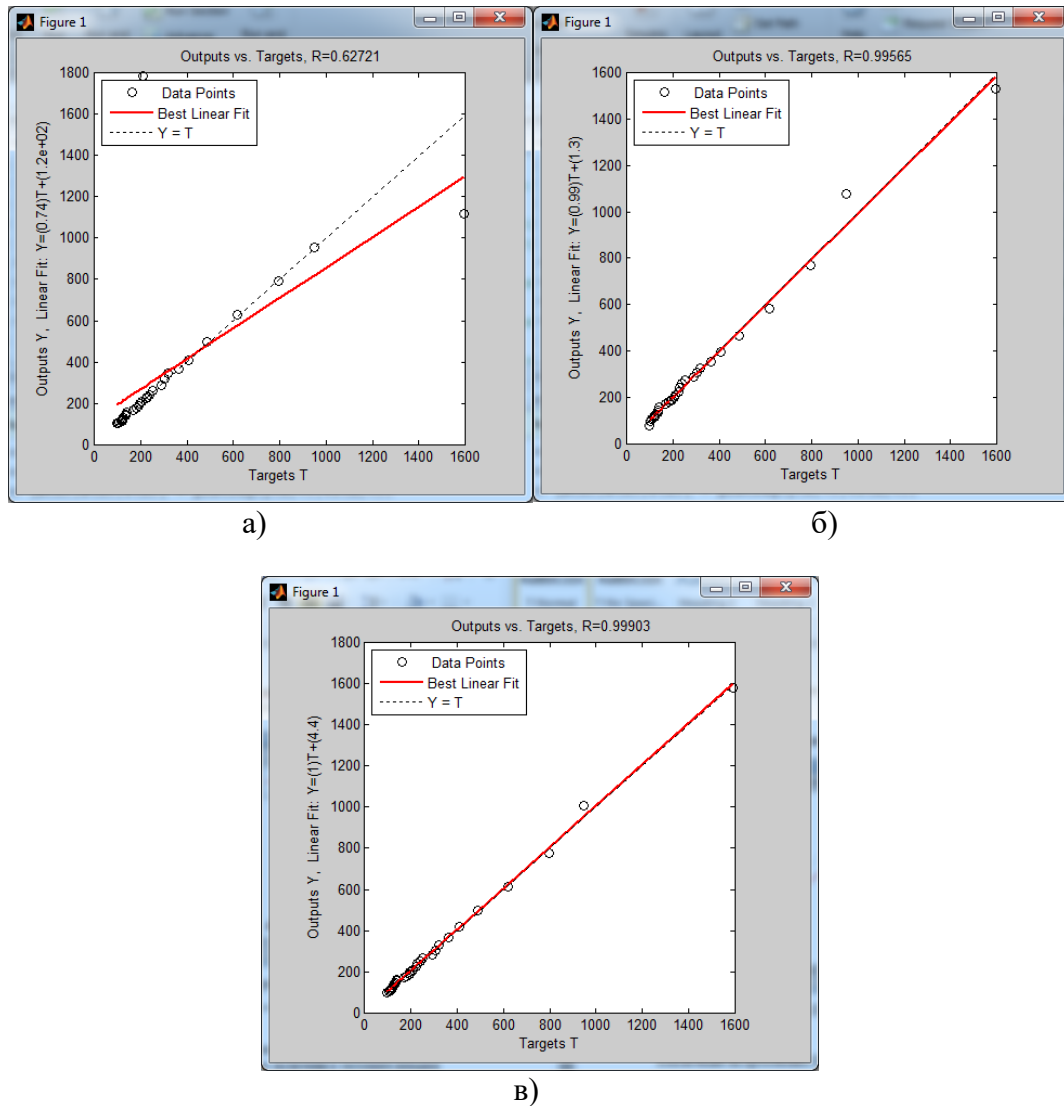
Изследване на влиянието на входните променливи върху изходните параметри Y_1 и Y_2 за синтезираните невронни модели

Разгледана е възможността за въвеждане на иновативно изследване на влиянието на входните променливи върху прогнозните параметри за селектираните невронни мрежи, основан на анализ на линейните регресионни зависимости за мрежовите изходи при последователно факторно изключване. Приема се, че факторът с най-нисък корелационен коефициент се характеризира с най-висока степен на параметрично влияние. Обучени са мрежи при различни комбинации от две входни променливи при брой скрити неврони идентичен с този в междинните слоеве на синтезираните модели, представени на фиг. 4.



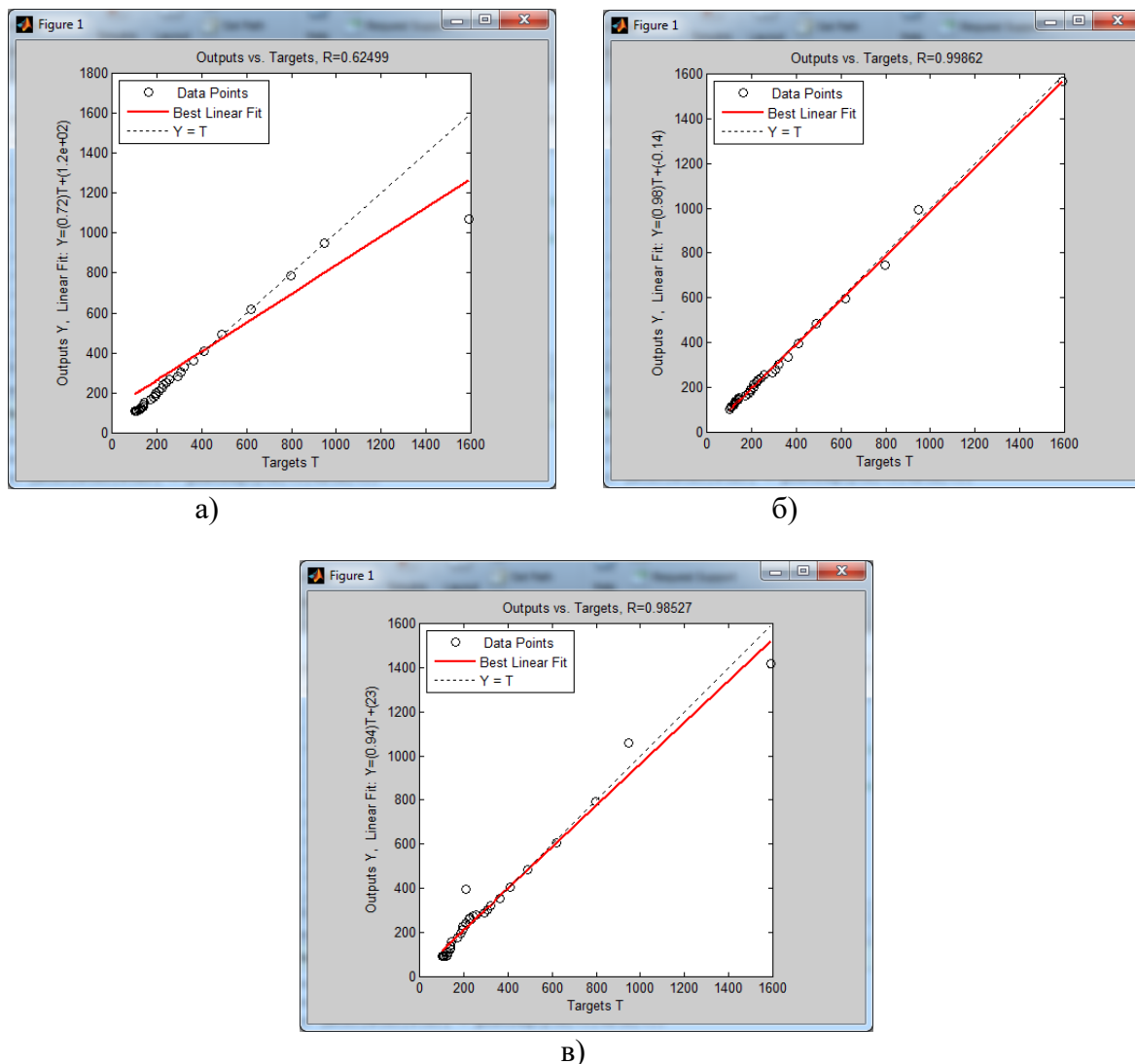
Фиг. 4. Невронни мрежи при изследване на влиянието на управляемите фактори върху параметрите на обекта а) Y_1 и б) Y_2

На фиг.5 и фиг. 6 са дадени построените линейни регресионни зависимости за изходите на ИНМ при изследване на факторното влияние върху параметри Y_1 и Y_2 . При изключване на средното време за пристигане на повиквания, подлежащи на системно обслужване са постигнати почти еднакви най-лоши корелационни показатели, съответно $R = 0.62721$ за отклик Y_1 и $R = 0.62499$ за отклик Y_2 . Съществува известно отклонение между линиите на съвпадение (прекъснатите линии) и тези на постигната най-добра линейна регресия (плътните линии) между прогнозните и теоретични мрежови резултати, значително увеличаващо се особено при по-високите параметрични нива.



Фиг. 5. Линейни регресионни зависимости за изхода на ИНМ за прогнозиране на параметър Y_1 при изключване на фактори а) X_1 , б) X_2 и в) X_3

При последователно изключване на средното време за обслужване на повиквания и максималния капацитет на опашката за параметър Y_1 са постигнати много добри нива на корелационните коефициенти, съответно $R = 0.99565$ и $R = 0.99903$, показващи съвсем минимално по-изразено влияние на X_2 в сравнение с това на X_3 . Получени са високи стойности на коефициентите $R = 0.99862$ и $R = 0.98527$ близки до предходните, според които по-ярко е влиянието на фактора X_3 върху отклика Y_2 в сравнение с това на X_2 .



Фиг. 6. Линейни регресионни зависимости за изхода на ИНМ за прогнозиране на параметър Y_2 при изключване на фактори а) X_1 , б) X_2 и в) X_3

Съгласно предложеният подход и анализирайки представените резултати може да се каже, че най-големи нива на изменение на прогнозните параметри Y_1 и Y_2 се дължат на влиянието на фактор X_1 и значително по-малко в приблизителна еднаква степен от това на X_2 и X_3 .

ИЗВОДИ

Успешно е приложен инструментариума на изкуствените невронни мрежи при синтез на прогнозни параметрични модели на трафика при верига на Марков с възможност за включване на множество сървърни станции и ограничаване на размера на опашката. Представените прогнозни резултати максимално близки до заложените опитни данни потвърждават качеството и приложимостта на моделите. Според извършените процедури по изследване на степента на влияние на всяка входна променлива, е установено, че и двете

прогнозни системни времена зависят основно от средната скорост на постъпване на повикванията в системата.

БЛАГОДАРНОСТИ

Тази публикация отразява резултати от работата по проект № 2018 - ФЕЕА - 02, финансиран от фонд „Научни изследвания“ на Русенски университет „Ангел Кънчев“.

REFERENCES

Balabanova, I., & Georgiev, G. (2016). Izsledvane na vliyanieto na parametric na teletrafichen model na glasovi iztochitsi. *Izvestiya na Tehnicheski Universitet – Gabrovo*, 53, 84-90.

Balabanova, I., & Georgiev, G. (2016). Izsledvane na vliyanieto na intenzivnostta na postapvane na povikvaniyata λ_1 i razmera na opashkata q varhu srednoto vreme za presto v sistemata W i veroyatnostta za zagubi B na teletrafichen model na glasovi iztochnici., *Izvestiya na Tehnicheski Universitet – Gabrovo*, 53, 69-73.

Balabanova, I, Georgiev, G., Kogias, P., & Sadinov, S. (2016). Selection of plan of experiment by statistical analysis of the parameters of teletraffic model with voice services. *Journal of Engineering Science and Technology Review*, 9(6), 76-81.

Balabanova, I., Georgiev, G., & Kostadinova, S. (2015). *Identifitsirane na parametri na glasovi iztochnitsi s prilozhenie na ANN i ANFIS klasifikatori*. Doklad predstaven na 54th Nauchna konferentsiya na Rusenski Universitet “Angel Kanchev”, 9th-10th Oktomvri 2015, Ruse.

Balabanova, I., Georgiev, G., Penchev, P., Kostadinova, S., & Dimova, R. (2016). *Classification of Teletraffic Service Devices by K-NN, ANFIS and ANN Classifiers.*, Paper presented at the IEEE International Black Sea Conference on Communications and Networking (BlackSeaCom), 6th-9th June 2016, Varna, Bulgaria.

Georgiev, G., & Balabanova, I. (2015). Clasifitsirane na teletrafichni sistemi s yavni zagubi posredstvom izkustvena nevronna mreza. *Compiutarni nauki i komunikacii*, Burgaski Svoboden Universitet, 4(1), 85-94.

Mustafa, M., Allen, T., & Appiah, K. (2017). A comparative review of dynamic neural networks and hidden Markov model methods for mobile on-device speech recognition. *Springer, Neural Comput & Applic*, 1-9.

Sadinov S., Balabanova, I., & Georgiev, G. (2018). Statistical models for predcting of teletrafic parameters of Marckov chains. *International Journal Information Models and Analyses, ITHEA* 7(1), 77-88.

Sokólski, P., & Rutkowski, T. (2013). Hybrid of Neural Networks and Hidden Markov Models as a modern approach to speech recognition systems. , *Pomiary Automatyka Robotyka*, 17(2), 2013, 449-455.