

FRI-2G.302-1-CSN-02

DETERMINATION OF THE MEMBERSHIP OF TELETRAFFIC PARAMETERS OF MARKOV CHAINS BY NEURO-FUZZY CLASSIFIER²

Prof. Mihail Iliev, DcS

Telecommunications Department,
“Angel Kanchev” Univesity of Ruse
Tel.: 082-888 673
E-mail: miliev@uni-ruse.bg

Assoc. Prof. Ivelina Balabanova, PhD

Department of Communications Equipment and Technologies,
Technical University of Gabrovo
Phone: 0896 640 473
E-mail: ivstoeva@abv.bg

Eng. Georgi Georgiev, PhD Student

Telecommunications Department,
“Angel Kanchev” Univesity of Ruse
Phone: 0877 522 029
E-mail: givanow@abv.bg

***Abstract:** The study presents a methodological sequence for the synthesis of Classifier for identification and categorization of $M/M/1$ and $M/M/1/k$ telegraphic systems with Markov Laws of Information Streams based on the adaptive neural-fuzzy interface systems (ANFIS). For the purpose of the research, a simulation modeling of Markov chains is completed. Experimental data for Customer ID, Arrival Time, Start Execution and Exit System parameters were obtained. Telegraphic parameters in training of neuronal-fuzzy structures at different algorithms and membership function of the input variables for increase the classification accuracy were selected. An ANFIS structure by excluding the Customer ID in a hybrid learning algorithm and trapezoidal membership function of the input variables with the best accuracy has been synthesized for teletraffic system identification.*

***Keywords:** Markov chains, Teletraffic parameters, Neuro-fuzzy classifier, System parameters identification*

ВЪВЕДЕНИЕ

Адаптивните невронно-размити интерфейсни системи (Adaptive Neuro-Fuzzy System - ANFIS) се изграждат на основата на комбиниране на изкуствен интелект, моделиращ човешкия биологичен невронен механизъм, и многовариационната логика, произлизаща от теорията на размитите множества. ANFIS се характеризират с различни направления и сфери на приложимост.

Особен интерес представлява употребата на алгоритмични невронно-размити класификатори към мозъчно-компютърно интерфейсни (Brain Computer Interface - BCI) системи при анализ и обработка на електроенцефалографски (EEG) данни, отчитащи състоянието на човешките мозъчни вълни (Asadpour V., Ravanfar M., & Fazel-Rezai R., 2013). В други изследвания (Chen C., Vachtsevanos G., & Orchard M., 2010; Kan M., Tan. A., & Mathew J., 2015) се онагледяват възможността за прогнозиране на степента на остатъчен експлоатационен период на производствени машини, апарати и съоръжения, както и тази за прогнозиране на възникването на неизправности и повреди, водещо до ползи по отношение на поддръжката и надеждността на фабричните механизми, логистичното планиране и други. Невронно-рамитите системи могат да бъдат използвани също при разработване на методи за

² Докладът е представен на научна сесия на 26 октомври 2018 с оригинално заглавие на български език: ОПРЕДЕЛЯНЕ НА ПРИНАДЛЕЖНОСТТА НА ТЕЛЕТРАФИЧНИ ПАРАМЕТРИ НА ВЕРИГИ НА МАРКОВ С ПОМОЩТА НА НЕВРОННО-РАЗМИТ КЛАСИФИКАТОР

символна идентификация на ръкописен текст на базата на анализ на думи, постъпващи като текстови изображения (Devi T., Swathi N., Prabakaran J., & Manigandan J., (2016). В съчетание със скрити модели на Марков (Hidden Markov Model - HMM) ANFIS служат за фонетично сегментиране с висока точност и надеждност в съвременните технологии за обработка и анализ на човешка реч (Dong L., 2014). Друго възможност за приложение ги свързва с HMM и инструментариума на размитата логика (Fuzzy Interface System - FIS) при структурно изграждане на хибридни системи за идентификация при анализ на субективни данни в съдържанието на WEB документи по отношение на публикувани мнения, оценки и други във форуми и различни социални мрежи (Rustanov M., 2018). Актуално в областта на маркетинга и търговията е приложението на хибридните невронно-размити интерфейсни системи и марковските скрити модели при компютърна обработка на естествения (човешки) език на обаждания със заявки от страна на клиенти и прогнозиране на техните потребности (Rustanov S., Mustafayev E., & Clements M., 2018).

В разработката се разглежда приложението на невронно-размитите системи при определяне на принадлежността на телетрафични параметри на вериги на Марков $M / M / 1$ и $M / M / 1 / k$. Целта е да бъде синтезиран невронно-размит класификатор за телетрафична системна идентификация.

ИЗЛОЖЕНИЕ

Симулационни данни

Посредством симулатор Java Modeling Tool (JMT) са моделирани следните телетрафични системи:

- $M / M / 1$ - верига с един сървър и неограничен размер на опашката при зададени параметри:
 - ✓ Avg. Arrival Rate (λ) – средна скорост за пристигане в системата, равняваща се „0.50 [cust./s]“;
 - ✓ Avg. Service Time S – средно време за системно обслужване, съответно „1.90 [s]“;
- $M / M / 1 / k$: верига с един сървър и краен размер на местата за чакане "k" при идентични стойности на предходните параметри и допълнителен за системата параметър:
 - ✓ Max. Station Capacity k - максимален капацитет на опашката (места за чакане) при прието ниво „15 [cust.]“.

В резултат от проведената симулация на двете системи са получени изходни системни данни за параметрите:

- Cust. ID – клиентски идентификационен номер;
- Arrival Time, s – време за престой в системата;
- Start Execution, s – време за стартиране на изпълнението на обслужване;
- Exit System, s – време за напускане на системата.

Подбор на параметри при обучение на ANFIS архитектура за определяне на груповата принадлежност на параметри на вериги на Марков

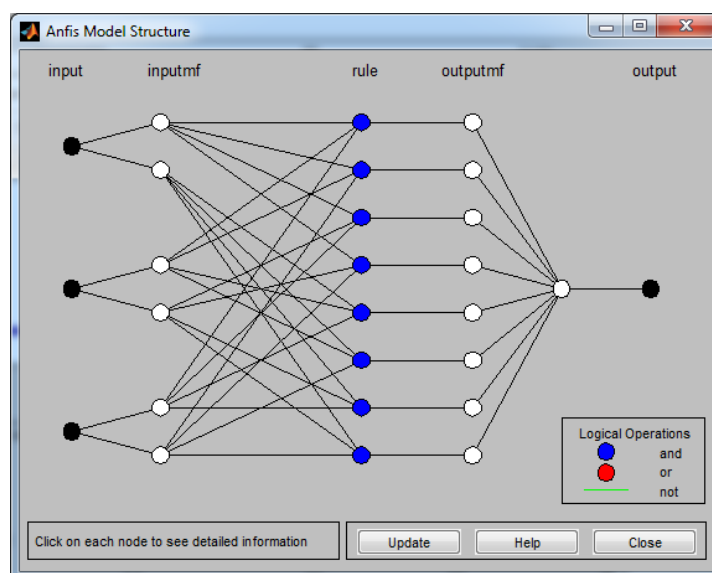
Въз основа на опитните изходни данните при моделиране на изследваните Маркови вериги е формиран информационен набор от 200 еталона (по 100 еталона за всяка верига), съдържащ стойности за параметрите Cust. ID, Arrival Time, Start Execution и Exit System. Дефинирана е задача за класификация на разглежданите вериги $M/M/1$ и $M/M/1/k$, изразяваща се в определяне на принадлежността на параметричните еталони, подавани като входни променливи към невронно-размитите структури, към една от веригите на Марков с цел телетрафична идентификация. Наборът от данни е разделен в за обучаващи и тестови

процедури в приблизително съотношение две към едно. Първоначално е създаден ANFIS класификатор при четири входни независими предсказващи променливи, след което е изследвана възможността за тяхно редуциране съобразно постигане на по-добри резултати при невронно-размито обучение. Анализирани са нивата на средноквадратично отклонение (Read Mean Squared Error – RMSE) и класификационна точност. Най-добри показатели, удовлетворяващи очакваните максимални нива, бяха установени при параметрична комбинация от признаци, съответно Arrival Time, Start Execution и Exit System.

Синтез на невронно-размит класификатор за определяне на груповата принадлежност на параметри на вериги на Марков

На Фиг. 1 е представен базов модел на ANFIS структура за определяне на принадлежността на параметри Arrival Time, Start Execution и Exit System (входни променливи за класификатора) към вериги на Марков М/М/1 и М/М/1/к (изходни класификационни групи кодирани като променливи целочислен тип – „1“ за верига М/М/1 и „2“ за верига М/М/1/к). Структурата е изградена от пет слоя:

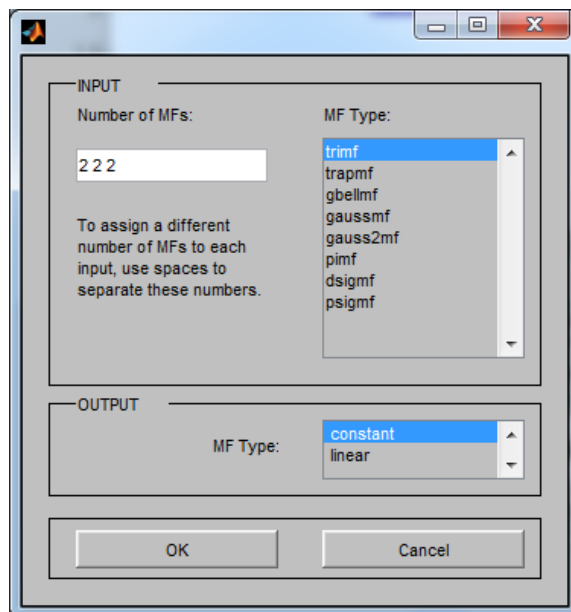
- слой №1 (*input*) – слой на входните променливи, подавани като параметри с реални стойности, претърпяващи трансформация към размити стойности;
- слой №2 (*inputmf*) – това е слой на функциите на принадлежност на входните променливи;
- слой №3 (*rule*) – слой на размитите лингвистични правила, представляващи if – then структури, в състава на които са включени логически оператори между условните изрази, с участие на размитите входни и изходни променливи.
- слой №4 (*outputmf*) – слой на функциите на принадлежност на изходните променливи, които могат да се зададат като константен или линеен тип, съответно при решаване на класификационни и регресионни задачи. Тук се извършва преминаване от размити към реални стойности на променливите;
- слой №5 (*output*) – слой за извеждане на калкулираните изходни параметри в реални стойности.



Фиг. 1. ANFIS структура за телетрафична идентификация на вериги М/М/1 и М/М/1/к

Извършено е обучение на генерирания модел по алгоритъм с обратно разпространение на грешката (backprop), и хибриден алгоритъм, обединяващ предимствата на методите на най-малките квадрати и обратно разпространение на грешката (hybrid).

Обучаващите процеси са реализирани при различни функции на принадлежност на входните променливи и за двата алгоритъма като на Фиг. 2 е показан диалогов прозорец за въвеждане на тяхното количество и избор на функционалния им тип. По време на обучение бяха регистрирани значително по-високи нива на RMSE при backprogra спрямо hybrid алгоритъм, поради което той беше определен като неподходящ за решаване на класификационната задача.



Фиг. 2. Задаване на количеството и типа на функциите на принадлежност

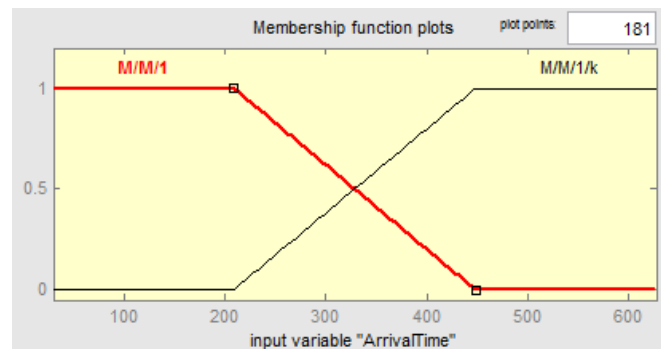
Резултатите относно грешката от обучение на невронно-размитата структура с продължителност от 100 зададени итерации са обобщени в Таблица 1. Според тях най-ниска стойност на средноквадратичното отклонение е регистрирана при „трапецовиден”, а най-висока при „триъгълен“ типове функции на принадлежност на входните променливи. Ето защо като най-подходящ невронно-размит модел за телетрафично разпознаване и класификация на вериги М/М/1 и М/М/1/к се определя ANFIS архитектура с функции на принадлежност на независимите входните променливи “trapmf”.

Таблица 1. Нива на RMSE при ANFIS обучение по хибриден алгоритъм

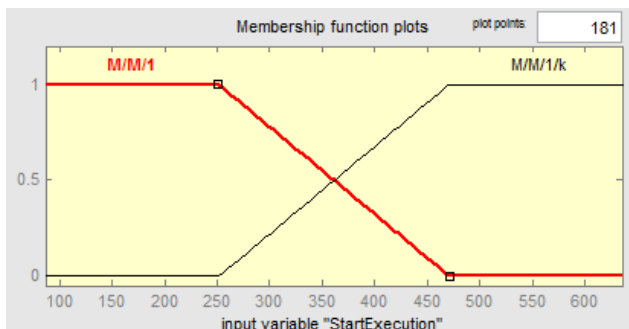
№	Тип функция на принадлежност	RMSE
1	trimf (триъгълен)	0.0537
2	trapmf (трапецовиден)	3.4246e-05
3	gbellmf (камбановиден)	0.0027047
4	gaussmf (гаусов)	0.021215
5	gauss2mf (комбиниран гаусов)	0.00095322
6	pimf (функция, представляваща сплайн-базирана крива)	3.7245e-05
7	dsigmf (функция разлика между две сигмоидални функции)	4.3711e-05
8	psigmf (функция представляваща произведение на две сигмоидални функции)	4.3711e-05

Персонализиращите диаграми на функциите на принадлежност на входните променливи „Arrival Time“, „Start Execution“ и „Exit System“ от трапесосиден тип, дефиниращи набори от стойности на съответна променлива спрямо класификационните групи М/М/1 и М/М/1/к, са показани на Фиг. 3. В двумерното графично пространство реалните стойности на проемнливите се разполагат по абцисната ос, а изчислените им

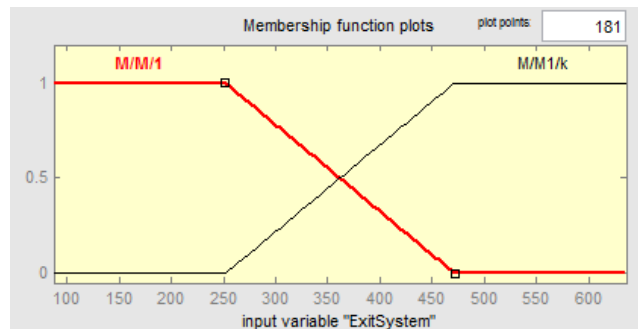
степени на принадлежност в интервала от 0 до 1 съответно по разположената спрямо нея на 90° ординатна ос.



а)

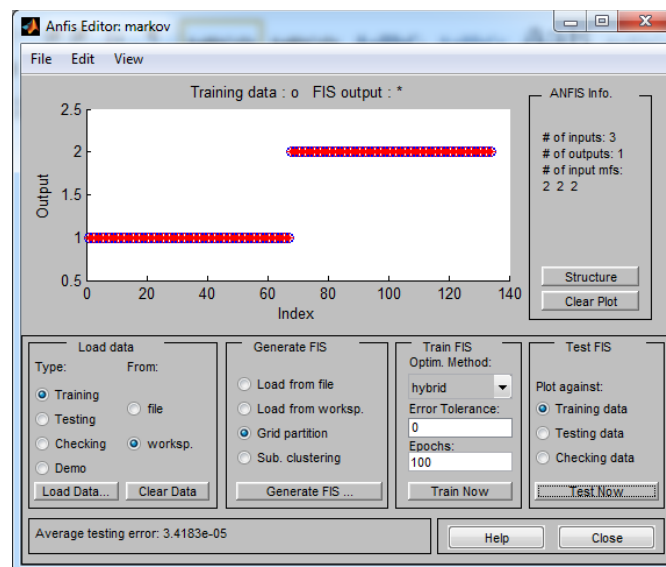


б)



в)

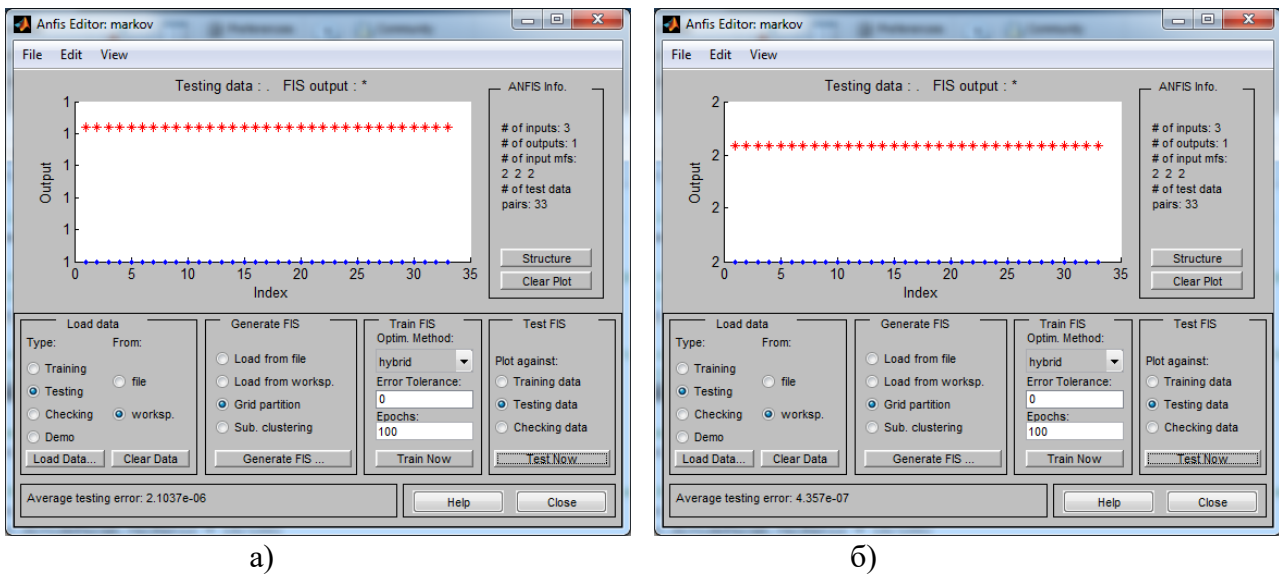
Фиг. 3. Функции на принадлежност от „трапецовиден“ тип за входните променливи а) „Arrival Time“, б) „Start Execution“ и в) „Exit System“



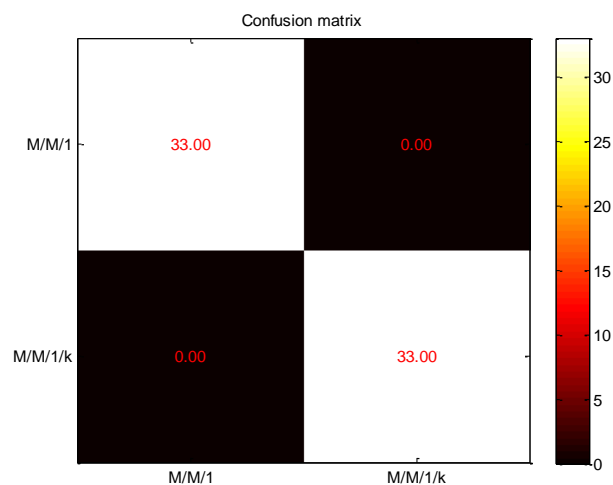
Фиг. 4. Тестване на ANFIS модела с обучаващите данни

Относно синтезирания невронно-рамит класификатор са проведени класификационни тестове с обучаващите и данните от подготвения тестови еталонен набор. Процедурата с еталони, използвани при обучение, е приложена едновременно за двете вериги на Марков като общата изходната средна грешка при тестване е $3.418e-05$ (Фиг. 4). Тестовата извадка е равномерно разпределена между целевите изходни групи. Поотделно за всяка от тях са

получени указаните грешки $2.1037e-05$ и $4.357e-05$ (Фиг. 5). Резултатите от опитната класификация показат пълна успеваемост при целия системен инфомационен набор.



Фиг. 5. Тестване на ANFIS модела с тестовите еталони, за вериги а) М/М/1 и б) М/М/1/к



Фиг. 6. Тестова класификационна матрица

На Фиг. 6 е показано разпределението на тестовите еталони при определяне на принадлежността на телетрафичните параметри по изходни групи. Матрицата онагледява пълната коректност на отнасяне на параметричните тестови данни към всяка съответна верига на Марков, съответстващо на постигната класификационна точност 100.0%.

ИЗВОДИ

Според направеното изследване апарата на адаптивните невронно-размити интерфейсни системи успешно може да бъде при използван при решаване на класификационни задачи в сферата на комуникационните телетрафични системи, също така и вграден като софтуерен модул в системи за обезпечаване на качеството на информационно обслужване. Като бъдещо развитие по отношение на тематиката засегната в доклада се предвижда изследване на възможността за прилагане на други математически инструментариуми, методи и алгоритми при телетрафична системна идентификация като изкуствени невронни мрежи, k – най-близки съседи, дърво на решенията и други.

БЛАГОДАРНОСТИ

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

REFERENCES

Asadpour V., Ravanfar M., & Fazel-Rezai R. (2013). Adaptive Network Fuzzy Inference Systems for Classification in a Brain Computer Interface. *INTECH, Open Science*, (3), 43-59. URL: <http://dx.doi.org/10.5772/55989>.

Chen C., Vachtsevanos G., & Orchard M. (2010). *Machine Remaining Useful Life Prediction Based on Adaptive Neuro-Fuzzy and High-Order Particle Filtering*. Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society, 1-9.

Devi T., Swathi N., Prabakaran J., & Manigandan J. (2016). *Offline Handwriting Identification Using Adaptive Neural Fuzzy Inference System*. International Journal of Advanced Networking & Applications (IJANA), 1st International Conference on Innovations in Computing & Networking (ICICN16), CSE, RRCE, 221-223.

Dong L. (2014). *Study on Post-processing Method for HMM-based Phonetic Segmentation using Adaptive Neuro Fuzzy Interface System*. Japan Advanced Institute of Science and Technology, School of Information Science, (1-3).

(_staffhome)

Kan M., Tan. A., & Mathew J. (2015). A review on prognostic techniques for non-stationary and non-linear rotating systems. *ELSEVIER, Mechanical Systems and Signal Processing*, 1-20. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ymssp.2015.02.016>.

Rustanov M. (2018). A Hybrid System for Subjectivity Analysis. *Hindawi, Advances in Fuzzy Systems*, 2018, 1-10. URL: <https://doi.org/10.1155/2018/2371621>.

Rustanov S., Mustafayev E., & Clements M. (2018). Context Analysis of Customer Requests using a Hybrid Adaptive Neuro Fuzzy Inference System and Hidden Markov Models in the Natural Language Call Routing Problem. *De Gruyter, Open Access*, (8), 61-68. URL: <http://doi.org/10.1515/eng-2018-0008>.