

## Идентифициране на параметри на телетрафичен модел на гласови източници с приложение на ANN и ANFIS класификатори

Ивелина Балабанова, Георги Георгиев, Стела Костадинова

**Identifying the parameters of Teletraffic model of voice sources with application of ANN and ANFIS classifiers:** Teletraffic model is analyzed voice sources On-Off + H / M / 1 / k tail FIFO. Simulation data have been obtained for the average downtime  $W$  in the system at different time  $td$  and the size of the queue  $q$  at the same intensity of receiving calls  $\lambda$ . There are classifiers for identifying type of downtime in the system based on artificial neural network (ANN) and adaptive fuzzy neural interface system (ANFIS). The results in training and testing classifiers have been achieved a fair recognition of the observations of the test samples.

**Key words:** Teletraffic Mode, Artificial Neural Network (ANN), Adaptive Neural Fuzzy Interface System (ANFIS), Classification Matrix.

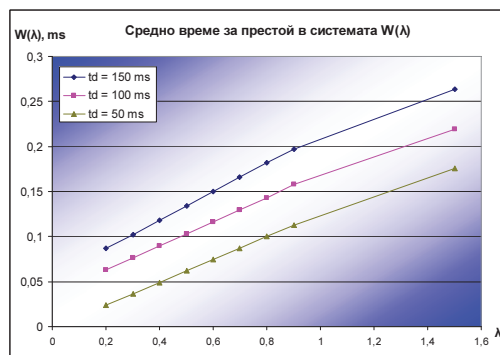
### ВЪВЕДЕНИЕ

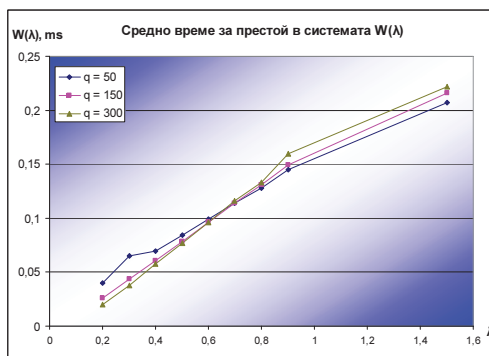
Анализиран е телетрафичен модел на гласови източници On-Off+H/M/1/k с опашка FIFO. Получени са симулационни данни за средното време за престой  $W$  в системата при различни стойности на времето  $td$  и размера на опашката  $q$  при една и съща интензивност на постъпване на повикванията  $\lambda$ . Създадени са класификатори за типово идентифициране на времето за престой в системата, базирани на изкуствена невронна мрежа (ANN) и адаптивна невронно-размита интерфейсна система (ANFIS). Представени са резултатите при обучение и тестване на класификаторите като е постигнато коректно разпознаване на наблюденията от тестовите извадки.

### СИМУЛАЦИОННИ ДАННИ

След симулация на телетрафичния модел при зададени интензивности на постъпване на повикванията са получени изходни данни за средното време за престой на пакетите в системата  $W$  при три различни стойности на времето  $td$ , съответно при  $td = 150$ ,  $td = 100$  и  $td = 50$  ms, и размера на опашката  $q$ , съответно при  $q = 100$ ,  $q = 150$  и  $q = 300$  ms. Формирани са три нива на изменение на  $W$ , използвани като независими предсказващи променливи при обучение на ANN и ANFIS класификатори за идентификация на типа средно време за престой, съответно:

- средно време за престой в системата  $W$ , базирано на времето  $td$ ;
- средно време за престой в системата  $W$ , базирано на размера на опашката  $q$ .





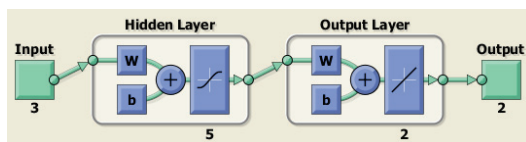
б)

**Фиг. 1.** Средно време за престой в системата  $W(\lambda)$  при промяна на а) времето  $t_d$  и б) размера на опашката  $q$

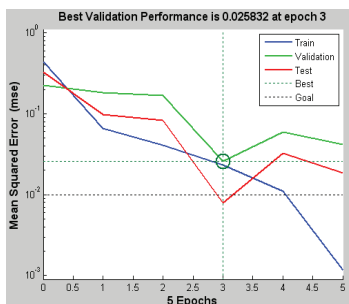
На фиг.1 са представени симулационните резултати, илюстриращи изменението на  $W$  спрямо  $\lambda$ , изчислени въз основа на  $t_d$  и  $q$ . Наблюдава се закономерност на нарастване на времето за престой с увеличаване на интензивността на постъпване на повикванията.

### ТИПОВО ИДЕНТИФИЦИРАНЕ НА СРЕДНО ВРЕМЕ ЗА ПРЕСТОЙ С ПРИЛОЖЕНИЕ НА ANN КЛАСИФИКАТОР

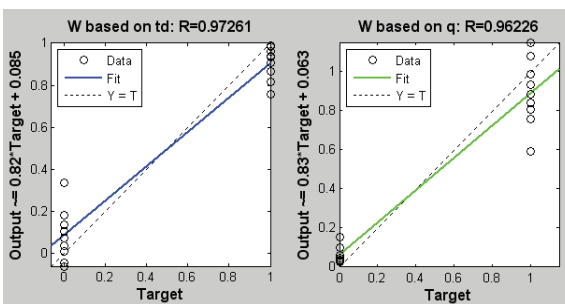
Използвайки апарата на изкуствените невронни мрежи с обратно разпространение на грешката е създаден класификатор за идентифициране типа на



**Фиг. 2.** Структура на ANN класификатор



**Фиг. 3.** MSE при обучение, валидиране и тестване на ANN



**Фиг. 4.** Линейни регресионни зависимости за мрежовите изходи

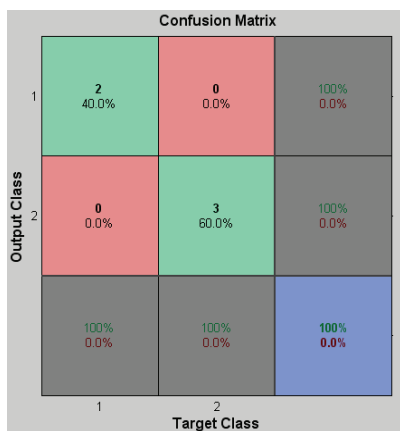
средното време за престой, представен на фиг. 2. Избрани са активационни функции от тангес-сигмоидален и линеен тип в скрития (междина) и изходния мрежови слоеве. Използван е набор от данни, включващ по 9 наблюдения за всеки клас. В процентно съотношение данните за разделени на 50%, 25% и 25% за процесите на

мрежово обучение, валидиране и тестване. Кодирането на изходните групи се извършва с комбинации от логически стойности 0 и 1 като позицията на единицата е тази, която определя типа на целевия параметър. Обучението на класификатора е извършено при следните параметри epochs: 1000, show: 25, goal: 0.01, lr.: 0.05 и min\_grad: 1-eo5 по алгоритъма на Levenberg-Marquard. Установено е, че при промяна на невроните в междинния слой на невронната мрежа в диапазона от 5 до 20 се получава коректна класификация, съответстваща на точност от 100.00%, като най-малка средноквадратична грешка (MSE) от 0.0078 е постигната при 5 скрити неврона.

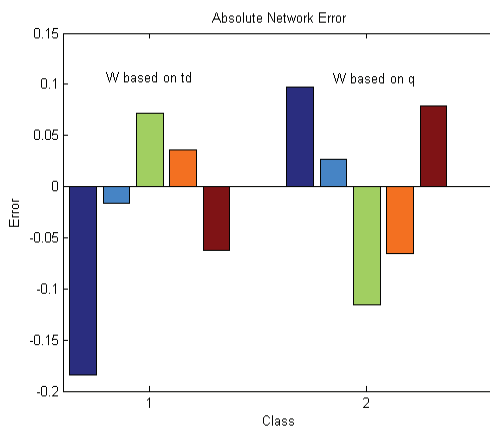
Изменението на MSE при обучение, валидиране и тестване на невронната мрежа е показано на фиг. 2. При възникване на преобучение на ANN би се наблюдавало значително нарастване на тестовата преди нарастване на валидиращата крива. В този случай такава тенденция не е налице, т.е. няма индикация за преобучение. Минималният градиент от 0.025832 е достигнат при 3-та итерация – две итерации преди спиране на обучението. Линейните регресионни зависимости за мрежовите изходи, представени на фиг. 4, свидетелстват за наличие на много добра линейна връзка между изходните и целеви резултати – стойности на R по-големи от 0.9, съответно 0.97261 за първа и 0.96226 за втора класификационна групи.

testY					
2x5 double					
	1	2	3	4	5
1	0.8163	0.9836	0.0716	0.0358	-0.0621
2	0.0976	0.0270	0.8844	0.9347	1.0792

Фиг. 5. Резултати при тестване на ANN с данни от тестовата извадка



Фиг. 6. Класификационна матрица

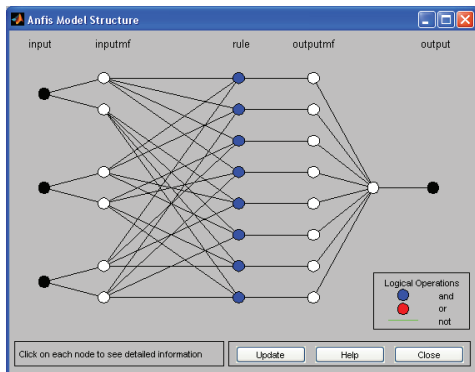


Фиг. 7. Абсолютна мрежова грешка

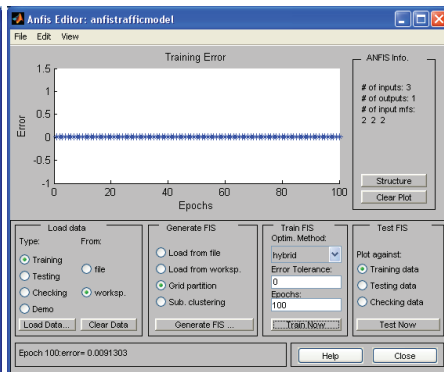
На фиг. 5 са представени резултатите при тестване на ANN класификатора с данните от тестовата извадка. Формираната класификационна матрица на фиг. 6 показва коректно класифициране на данните за всяка изходна група. Абсолютната мрежова грешка, представена на фиг. 7, се изменя в границите от -0.1837 до 0.0976. Най-голямо ниво на нейно изменение се наблюдава при първи клас.

## ТИПОВО ИДЕНТИФИЦИРАНЕ НА СРЕДНО ВРЕМЕ ЗА ПРЕСТОЙ С ПРИЛОЖЕНИЕ НА ANFIS КЛАСИФИКАТОР

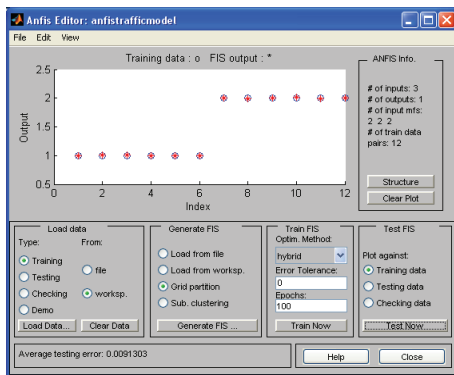
Създаден е класификатор, базиран на инструментариума за адаптивните невронно-размити интерфейсни системи (ANFIS), за типово идентифициране на средното време на престой. Входният набор от данни е разделен в съотношение две към едно, съответно за тестване и обучение. Реализирано е обучение на



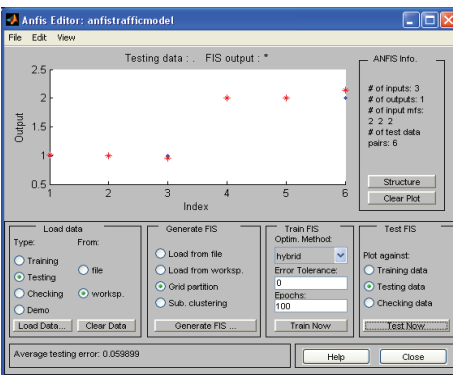
Фиг. 8. Структура на невронно-размития класификатор



Фиг. 9. Грешка при обучението на невронно-размития класификатор



Фиг. 10. Тестване на ANFIS с данните от обучаващата извадка



Фиг. 11. Тестване на ANFIS с данни от тестовата извадка

класификатора при различни функции на принадлежност на входните променливи по хибриден алгоритъм (hybrid), комбиниращ методите на най-малките квадрати (least-square) и обратно разпространение на грешката (back-propagation). В структурата му, показана на фиг. 8, има три скрити слоя - първият са функциите на принадлежност на входните променливи, втория размитите правила и третият слой е този на изходните функции на принадлежност от константен тип. При процеса на обучение е постигната най-малка грешка при функции на принадлежност, представящи входните променливи, от триъгълен тип. Изменението на грешката е представено на фиг. 9.

Извършено е тестване на невронно-размития класификатор с наблюденията от обучаващата и тестова извадки като резултатите са показани на фиг. 10 и фиг. 11. При тестване с данните от тестовия набор е получена средна грешка от 0.059899

спрямо 0.00911303 при тези от обучаващата извадка. При всеки тест е постигната коректна класификация, т.е. точност от 100.00%.

### БЪРЗОДЕЙСТВИЕ ПРИ ТИПОВО ИДЕНТИФИЦИРАНЕ НА СРЕДНО ВРЕМЕ ЗА ПРЕСТОЙ С ПРИЛОЖЕНИЕ НА ANN И ANFIS КЛАСИФИКАТОРИ

Извършено е тестване на моделите с използване на едни и същи тестови еталони с цел да се определи по-добрия от двата класификатора по отношение на бързодействие при класифициране на данни. Резултатите, представени в табл. 1, показват предимство за невронно-размития класификатор, поради което той е избран като по-добър при идентифициране типа на средното време за престой.

**Таблица 1.** *Времена при класифициране на тестови еталони*

ANN класификатор			
Клас 1 "W based on td"		Клас 2 "W based on q"	
Резултат	Време, S	Резултат	Време, S
0.9394	0.017600	0.0716	0.018725
0.0245		0.8844	
ANFIS класификатор			
Клас 1 "W based on td"		Клас 2 "W based on q"	
Резултат	Време, S	Резултат	Време, S
1.0024	0.011851	2.0083	0.010171

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

При преноса на глас по Интернет мрежата в крайните терминали се използват детектори за активност на източника на говор, като по този начин наличната честотна лента се използва по-ефективно. С помощта на този детектор се предават пакети само през интервалите на активност и се постига висока използваемост на ресурсите. В този случай източниците се наричат on-off (включен-изключен, активен-пасивен). Анализирани са телетрафичен модел на гласови източници On-Off+H/M/1/k с опашка FIFO. Посредством приложените методи успешно могат да бъдат създадени класификационни модели за идентифициране на параметри на различни по вид и предназначение телетрафични модели.

### ЛИТЕРАТУРА

- [1] Велева-Донева П., Ц. Драганова, С. Атанасова, В. Куценска. Приложение на Neuro-fuzzy класификатор за разпознаване наличието на бактерии в сурово мляко по спектралните им характеристики в близката инфрачервена област, Сборник с научни трудове на Международна научна конференция „УНИТЕХ'10", Габрово, 2010, Том I, с.539-542.
- [2] Мирчев М. Телетрафично проектиране, издателство „Нови Знания", София, 2002.
- [3] Artificial Intelligence: Foundation of Computation Agents. Neural networks, 2010. [http://artint.info/html/ArtInt\\_183.html#nnet-ex](http://artint.info/html/ArtInt_183.html#nnet-ex).
- [4] Shih J., Hsu H., Multi-Channel Surface Acoistic Wave (SAW) Sensor Based on Artificial Back Propagation Neural (BPN) and Multivariable Linear Regression Analysis (MLR) for Organic Vapours. Journal of Chinese Chemical Society, 2007, 57, pp.401-410.
- [5] MathWorks. Neuro-Adaptive Learning and ANFIS, 2015. <http://www.mathworks.com>

**За контакти:**

гл. ас. д-р. инж. Ивелина Балабанова, Катедра "Комуникационна техника и технологии", Технически университет - Габрово", тел: 066/ 827-375, e-mail: ivstoeva@abv.bg

ас. инж. Георги Георгиев, Катедра "Основи на електротехниката и електроенергетиката", Технически университет - Габрово", GSM: 0877 522 029, e-mail: givanow@abv.bg

ас. инж. Стела Костадинова, Катедра "Комуникационна техника и технологии", Технически университет - Варна", GSM: 0878 880 429, e-mail: stela.kostadinova@tu-varna.bg

**Докладът е рецензиран.**