



MK0600058

## НЕУРО-ФАЗИ МОДЕЛИРАЊЕ НА КОЕФИЦИЕНТОТ НА ПОЛЕЗНО ДЕЈСТВО НА ХИДРОАГРЕГАТОТ

Атанас Илиев, Вангел Фуштиќ

Електротехнички факултет – Скопје, Карпош II, б.б. П. Фак 574, 1000 Скопје,  
ailiev@etf.ukim.edu.mk; fustik@ukim.edu.mk

**Извадок** - Во овој труд е прикажан неуро-фази метод за моделирање на коефициентот на полезно дејство на хидроагрегатот. Методот ги користи карактеристиките на фази-логичките системи како универзални апроксиматори на функции и можностите на невронските мрежи за подесување на функциите на припадност и правилата во последичниот дел на фази-системот. Развиениот модел базира на позната база на податоци за протекот на вода низ турбина и нето висинскиот пад, како влезни величини, и коефициентот на полезно дејство на хидроагрегатот, како излезна величина.

Предложениот метод практично е применет за моделирање на коефициентот на полезно дејство на агрегат од хидроелектричната централа Козјак. Исто така, извршена е споредба на перформансите на новиот неуро-фази модел со неколку класични полиномни модели.

**Клучни зборови** – моделирање, хидроагрегат, фази систем, невронски мрежи, ефикасност.

### 1. ВОВЕД

Моделирањето на коефициентот на полезно дејство (к.п.д.) на хидроагрегатот е важен чекор во пресметка на можното производство на електрична енергија. Ефи-

касноста на хидроагрегатот во постоечки-те, класични методи се претставува како полиномна функција од расположливиот нето пад и потрошувачката на вода низ турбината. Вообичаено, коефициентите на полиномот се пресметуваат со методот на најмали квадрати. Овој метод дава добри резултати за константна вредност на нето падот или, пак, за мали промени на нето падот околу претходно определена точка. Но, ако истата формула се употреби за пресметка на коефициентот на полезно дејство на агрегатот за поширок опсег на промена на нето-падот, добиените резултати не се секогаш прифатливи.

Новиот техничко-технолошки развој и појавата на современи методи и техники како што се фази-логиката и невронските мрежи создадоа нови можност за подобрување на карактеристиките на развиените модели. Така, Kosko [1], покажал дека фази-системите можат да апроксимираат било која реална континуирана функција на компактен домен со било кој степен на точност. Понатаму, познато е дека адаптивниот мрежно базиран фази-систем за донесување заклучоци има корисни особини да учи и да се усовршува од расположливите податоци [7]. Така, со цел да се добие попрецизна апроксимација која е независна од моделот, може да се применат невронските мрежи за да ги подесат параметрите на влезните и излезните функции на при-

падност на веќе развиениот фази-систем за донесување заклучоци [2].

Фази-моделирањето на нелинеарни функционални зависимости е широко истражувана и верификувана дисциплина во рамките на фази логиката. Бројните објавени трудови за конструкцијата и идентификација на фази-системи, кои базираат на множество на влезно-излезни податоци [4,6] во потполност го потврдуваат оваа тврдење. Меѓутоа, во многу трудови верификацијата на моделите се врши на веќе познати нелинеарни математички равенки. Така, на пример, во [4, 5], како тест пример за моделирање на статичка нелинеарна зависност служи равенката:

$$y = (1 + x_1^{-2} + x_2^{-1,5})^2, \text{ а во [4] и равенката } y = (1 + \sin^2(x_1) + x_2^2)^2.$$

Моделирањето, во овој случај, ќе базира на реален физички систем ХЕЦ Козјак, која е во завршна изградба. Верификацијата на моделот ќе се врши со споредба на симулираните и пресметаните вредности за коефициентот на полезно дејство на хидроагрегатот.

Главна цел е да се иницира нов, пофлексибилен пристап (во споредба со класичниот), за моделирање на коефициентот на полезно дејство на хидроагрегатот базиран на т.н. soft computing [3], а во кој ќе бидат вклучени најдобрите особини на фази-системите и невронските мрежи.

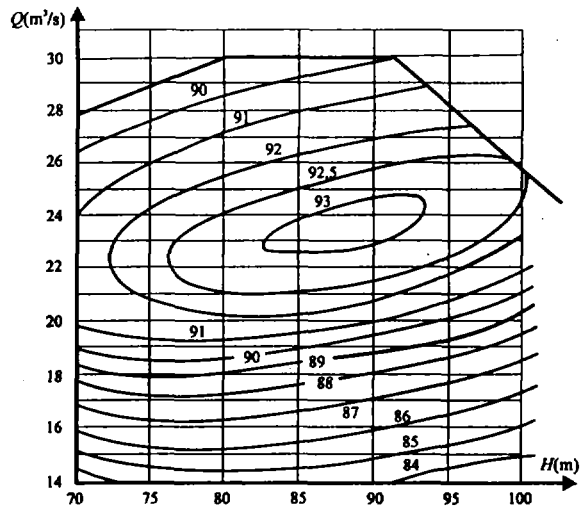
## 2. МОДЕЛ НА ХИДРОАГРЕГАТОТ

Хидроагрегатот има задача да ја трансформира потенцијалната и кинетичката енергија на водата од акумулациониот базен, најпрвин во механичка енергија (во турбината), а потоа и во електрична енергија (во генераторот). Овие енергетски процеси на трансформација, од еден вид енергија во друг, нераскинливо се поврзани со загуби на енергија, во секој степен на трансформација. Така, вкупниот степен на полезно дејство на хидроагрегатот ( $\eta_{ag}$ ) е дефиниран како производ на к.п.д. на турбината ( $\eta_t$ ) и к.п.д. на генераторот ( $\eta_g$ ):

$$\eta_{ag} = \eta_t \cdot \eta_g \quad (1)$$

Зависноста на коефициентот на полезно дејство на турбината ( $\eta_t$ ) е сложена нели-

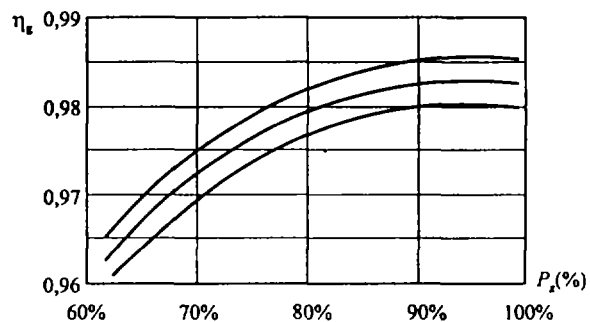
неарна функција од нето падот ( $H_n$ ) и потрошувачката на вода низ турбината ( $Q$ ).



Сл. 1. Типичен топографски дијаграм на Францис турбина

Оваа зависност, обично, во фазата на проектирање се конструира врз база на расположливите карактеристики на моделните турбини, додека за изградените хидроелектрични централи е дадена во графичка форма со т.н. топографски дијаграм на турбината. На сл. 1 е прикажан типичен топографскиот дијаграм на Францисова турбина тип F90.

Коефициентот на полезно дејство на генераторот се задава или како функција од излезната моќност на турбината што истовремено претставува и влезна моќност на генераторот  $\eta_g = f(P_t)$ , или како функција од излезната моќност на генераторот:  $\eta_g = f(P_g)$ . Типичниот изглед на карактеристиката на полезно дејство на хидрогенераторот во зависност од оптоварувањето како процент од номиналното оптоварување е прикажан на сл. 2.



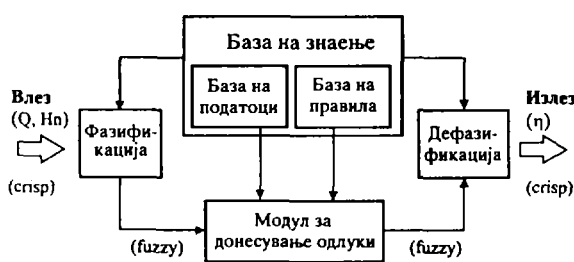
Сл.2. Типичен изглед на карактеристика на полезно дејство на хидрогенератор

### 3. МОДЕЛИРАЊЕ НА КОЕФИЦИЕНТОТ НА ПОЛЕЗНО ДЕЈСТВО

ANFIS (Adaptive-Network-Fuzzy Inference System) [2] ги обединува најдобрите карактеристики на невронските мрежи и фази-логичките системи и претставува погодна алатка за моделирање на податоци со висок степен на нелинеарност. Главна карактеристика на невронските мрежи е што се подложни на процес на учење со цел што е можно поблиску да го доближат моделираниот податок до познатиот (условно точен) влезен податок. Невронските мрежи со повратна спрега (feedback) континуирано можат да учат, класифицираат и генерираат нови влезно-излезни податоци. Тие имаат можност да го прифатат новото знаење, интелигенција да учат од самите себе, да се прилагодат и адаптираат во согласност со новите услови.

Влезни променливи при моделирањето, во нашиот случај, се нето висинскиот пад на кој работи агрегатот и протекот на вода низ турбината, додека излезна променлива е к.п.д. на агрегатот. Процесот на моделирање базира на постоење на колекција на мерени/пресметани влезно/излезни податоци за различни стационарни режими на хидроагрегатот [10]. ANFIS методот во себе содржи постапка, која обезбедува фази-моделот да учи од информациите содржани во расположивата база на податоци.

Принципиелната шема на фази-системот за донесување заклучоци, познат уште и како фази-систем базиран на правила (Fuzzy Inference System-FIS) е прикажана на сл. 3.



Сл. 3. Принципиелна шема на фази-систем за донесување заклучоци

За формирање на ANFIS моделот за ефикасноста на хидроагрегатот е употребен програмскиот пакет MatLab [8], односно неговиот модул Fuzzy Logic Toolbox [9]. Како дефазификационен метод е употребен *методот на џезински просеци*. Типичните фази правила за Sugeno моделот од прв

ред, кои се употребени во ова истражување, ја имаат следнава форма:

$$\text{If } Q \text{ is } A \text{ and } H_n \text{ is } B \text{ Then } \eta = pQ + qH_n + r \quad (2)$$

каде што:

$A, B$  – фази множества во причинскиот (антецедентниот) дел на правилото,

$p, q, r$  – реални константи.

Карактеристично за овој модел е што последичниот дел од правилата е опишан со обична (не фази) равенка која е функција од влезните променливи. Излезот на креираниот фази систем за донесување заклучоци за моделирање на к.п.д. на агрегатот, според моделот од прв ред на Sugeno се пресметува со помош на равенката:

$$\eta = \frac{\sum_{i \in F} \mu_{Q_i}(Q_i) \circ \mu_{H_{ni}}(H_{ni}) [p_i Q_i + q H_{ni} + r_i]}{\sum_{i \in F} \mu_{Q_i}(Q_i) \circ \mu_{H_{ni}}(H_{ni})} = \frac{\sum_{i \in F} w_i [p_i Q_i + q H_{ni} + r_i]}{\sum_{i \in F} w_i} \quad (3)$$

каде што:

$$w_i = \mu_{Q_i}(Q_i) \circ \mu_{H_{ni}}(H_{ni})$$

$F$  – множество на активни правила за  $Q = Q_i$  и  $H = H_{ni}$

$\circ$  – ознака за усвоената T-норма (која најчесто е операцијата множење или операцијата минимум).

За да се употреби ANFIS модулот во програмскиот пакет MatLab Fuzzy Logic Toolbox потребно е:

- Доверлива и квалитетна база на влезно/излезни податоци погодни за развој на потребниот модел;
- Да се изврши поделба на расположливите податоци во две множества: податоци за тренинг на невронската мрежа и податоци за тестирање на невронската мрежа;
- Да се поврзе базата на податоци со програмскиот модул ANFIS;
- Дизајнирање на фази-систем за донесување заклучоци (FIS). Во овој чекор може да се искористи веќе дизајниран фази систем за донесување заклучоци или некоја од познатите методи за кластеризација како што се: методата на поделба на мрежа (grid partition) или методот на подкластери (subclustering method);
- Дизајнирање на бројот и формата (триаголна, трапезоидна, свончеста и сл.) на

- функциите на припадност (membership functions – MFs) за секој влез: протекот на вода низ турбина и нето висинскиот пад на хидроагрегатот кој се моделира;
- Тренинг на фази-системот за донесување заклучоци. Како метод за тренинг на развиениот фази-систем ќе биде употребена комбинација на методот на најмали квадрати и backpropagation методот [2]. Со тоа се овозможува подесување на параметрите на избраните влезни и излезни функции на припадност;
- Дефинирање на бројот на епохи на тренинг и/или бараното средно квадратно отстапување помеѓу влезните и пресметаните вредности за запирање на тренинг процесот;
- Финална проверка и тестирање на добиениот фази-систем. Во овој чекор се врши споредба на излезите добиени според пресметките реализирани во ANFIS моделот со оние податоци во множеството податоци за проверка на валидноста на развиениот модел. Овој чекор е посебно важен бидејќи тој дава информација за квалитетот на моделирањето на физичкиот систем;

#### 4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛНИ РЕЗУЛТАТИ

Фази-моделирањето на влезните променливи е реализирано со поделба на интервалот помеѓу минималната и максималната вредност на нето падот и на интервалот помеѓу минималната и максималната вредност на протекот во општ случај на  $m$  подинтервали за протекот на вода и на  $n$  подинтервали за нето висинскиот пад.

Коефициентот на полезно дејство на хидроагрегатот е моделиран со Sugeno модел од прв ред. Дефиниран е и критериум за запирање на процесот по извршување на определен број итерации (епохи) или кога грешката во тренингот е помала од некој однапред зададен мал број  $\epsilon$ . Целта на истражувањето е да се утврди способноста на фази-логичкиот апроксиматор да ја апроксимира карактеристиката на полезно дејство на агрегатот. Исто така, врз основа на добиените резултати се бара да се изнајде најпогодна форма на функцијата на припадност која:

- со најмал број на функции на припадност за моделирање на влезните варијабли (најмал број правила) ќе изврши

моделирање на к.п.д. со задоволителна точност;

- ќе биде што е можно поедноставна;
- ќе овозможи добиените резултати од моделирањето да бидат логични и интерпретабилни;

##### 4.1. Моделирање на к.п.д. на агрегатот на ХЕЦ Козјак

Извршени се истражувања со различен број на функции на припадност (membership functions - MF's) за моделирање на протекот и нето висинскиот пад. Во истражувањето се испитувани триаголната, Гаусова и свончестата форма на функциите на припадност. Поделбата на влезниот простор е направена врз основа на методот на мрежно партиционизирање (grid partition). Презентираните резултати од анализите се однесуваат за ANFIS системи за моделирање на коефициентот на полезно дејство на хидроагрегатот на ХЕЦ Козјак [10], добиени по извршени 500 епохи на тренинг.

Во Таб. 1 се прикажани средните квадратни отстапувања помеѓу моделираните и податоците за тренинг на ANFIS моделот на агрегатот на ХЕЦ Козјак, во зависност од бројот и формата на употребените функции на припадност.

Во Таб. 2 се прикажани максималните апсолутни грешки помеѓу пресметаните и симулираните податоци.

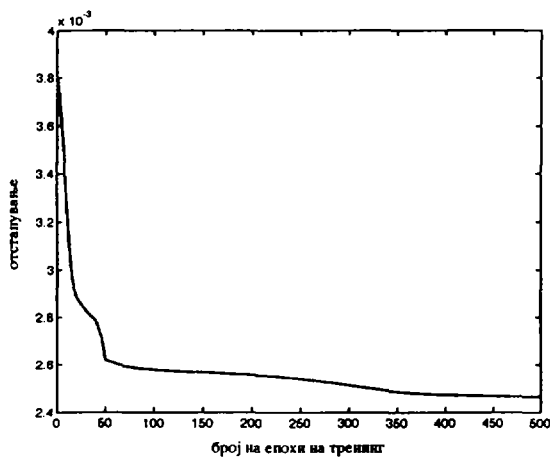
На сл. 4 е прикажано средното квадратно отстапување помеѓу влезните величини за к.п.д. на полезно дејство на агрегатот и вредностите за к.п.д. генерирани со (6x5) ANFIS модел со Гаусови функции на припадност, во зависност од бројот на епохи на тренинг.

Табела 1. Средно квадратно отстапување ( $\cdot 10^{-3}$ ) на податоциите за тренинг од вредностите добиени со ANFIS моделот на агрегатот на ХЕЦ Козјак

MFs за Q	MFs за H <sub>n</sub>	Триагол-на MF	Гаусова MF	Свончеста MF
4	3	3,791	3,952	4,587
4	4	4,622	3,486	3,578
5	3	5,072	3,559	3,505
5	4	3,270	3,165	2,930
5	5	3,518	2,923	2,733
6	3	3,417	3,133	3,844
6	4	2,942	2,708	2,531
6	5	2,491	2,463	2,359
6	6	2,271	2,279	2,115

Табела 2. Максимални айсолујни грешки помеѓу влезните податоци за тренинг и вредностите добиени од ANFIS моделот

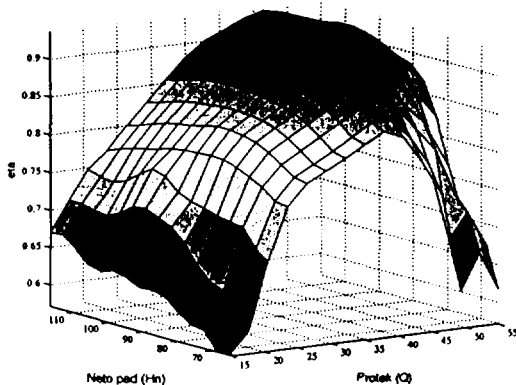
MFs за Q	MFs за H <sub>n</sub>	Триаголна MF	Гаусова MF	Свончеста MF
4	3	0,0216	0,0173	0,0183
4	4	0,0233	0,0165	0,0156
5	3	0,0233	0,0167	0,0169
5	4	0,0149	0,0160	0,0143
5	5	0,0138	0,0147	0,0134
6	3	0,0180	0,0165	0,0240
6	4	0,0165	0,0157	0,0153
6	5	0,0132	0,0131	0,0130
6	6	0,0131	0,0130	0,0130



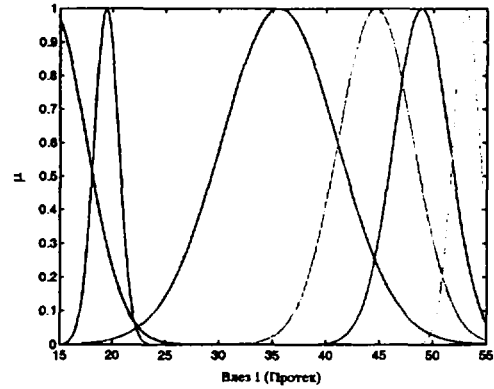
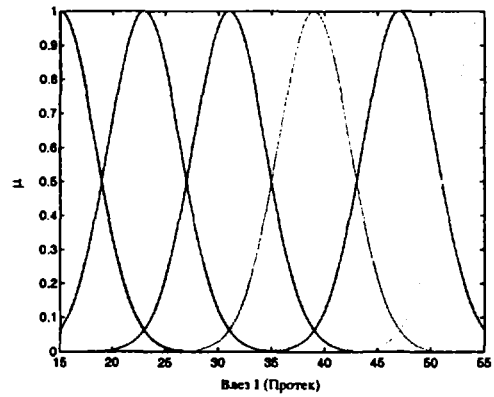
Сл. 4. Средно-квadratно отстапување на податоците за тренинг

На сл. 5 е претставена просторната површина на зависноста на к.п.д. на агрегатот на ХЕЦ Козјак од протекот и нето висинскиот пад, генерирана со (6x5) Гаусови функции на припадност.

На сл. 6 се претставена почетните и оптимизираните Гаусови функции на припадност за моделирање на протекот на ХЕЦ Козјак.

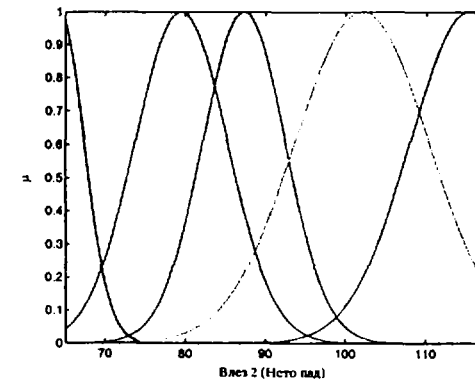
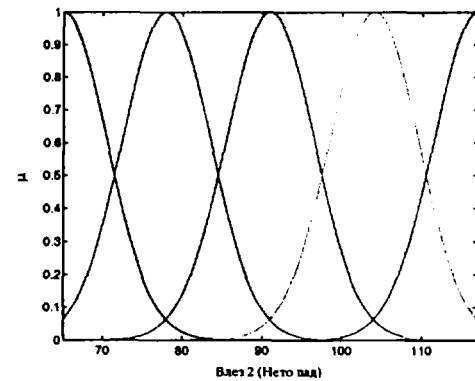


Сл. 5. Просторна претстава на к.п.д. на хидроагрегатот на ХЕЦ Козјак



Сл. 6. Почетни и оптимизирани Гаусови функции на припадност за моделирање на протекот

На сл. 7 се претставени почетните и оптимизираните Гаусови функции на припадност за моделирање на нето-висинскиот пад на ХЕЦ Козјак.



Сл. 7. Почетни и оптимизирани Гаусови функции на припадност за моделирање на нето висинскиот пад

Моделирање на к.п.д. на агрегатот на ХЕЦ Козјак е извршено и со три класични регресиони полиномни модели:

Модел М1:

$$\eta_{a1}(Q, H_n) = a + bQ + cH_n + dQ^2 + eH_n^2 + fQH_n \quad (4)$$

Модел М2:

$$\eta_{a2}(Q, H_n) = a + bQ + cH_n + dQ^2 + eH_n^2 + fQH_n + gQ^3 + hH_n^3 + iQ^2H_n + jQH_n^2 \quad (5)$$

Модел М3:

$$\eta_{a3}(Q, H_n) = a + bQ + cH_n + dQ^2 + eH_n^2 + fQH_n + gQ^3 + hH_n^3 + iQ^2H_n + jQH_n^2 + kQ^3 + lH_n^3 + mQ^3H_n + pQ^2H_n^2 + qQH_n^3 \quad (6)$$

Коефициентите на полиномите за овие три модели  $\eta_{ai}(Q, H_n)$ ,  $i=1,2,3$ ; се пресметани според класичната метода на најмали квадрати.

Потоа, пресметани се средната квадратна грешка помеѓу влезните податоци за тренинг за к.п.д. на агрегатот на ХЕЦ Козјак и вредности добиени според моделите М1, М2 и М3, како и максималните апсолутни грешки што при тоа се појавуваат. Резултатите од анализите се прикажани во Таб.3.

Табела 3. Средно-квадратна и максимална апсолутна грешка помеѓу влезните и моделираниите големини

	М1	М2	М3
Средно-квадратна грешка	0,0213	0,0126	0,0114
Максимална апсолутна грешка	0,0783	0,0516	0,0546

Со споредба на добиените резултати (Таб. 1; Таб. 2 и Таб. 3) се заклучува дека развиениите неуро-фази модели за агрегацијата на ХЕЦ Козјак имаат подобри карактеристики (помала средно-квадратна грешка и помала максимална апсолутна грешка) во споредба со класичните полиномни модели М1, М2 и М3.

## 5. ЗАКЛУЧОК

Развиен е оригинален неуро-фази метод за моделирањето на коефициентот на полезно

дејство на хидроагрегатот. Извршените истражувања покажаа дека моделирањето на влезните променливи со 4-6 функции на припадност дава солидни резултати, имајќи ги предвид меѓусебно спротивставените барања за што попрецизно моделирање и за употреба на што е можно помал број на потребни правила за опишување на фазисистемот за донесување заклучоци. Споредбата на развиениот неуро-фази логички пристап со класичните полиномни модели покажува дека предложениот концепт овозможува илустрична и иодоверлива апроксимација на коефициентот на полезно дејство на агрегатот во функција од протекот и нето-висинскиот пад.

## 6. ЛИТЕРАТУРА

- [1] B. Kosko, Fuzzy systems as universal function approximators, *IEEE International Conference in Neural Network and Fuzzy Systems*, 1992, 1153-1162.
- [2] Jyh Shing Roger Jang: ANFIS: Adaptive-Neuro-Fuzzy Inference System. *IEEE Transaction System, Man Cybernetic*, 23 (1993), p.p. 665-685.
- [3] A. M. Iliev, V. V. Fustik: ANFIS Based Method for Hydro Unit Efficiency Calculation, *IASTED Conference of PES, Crete*, 25-28 June 2002, pp. 450-455.
- [4] D. Tikk, G. Biro, T.D. Gedeon, L. Kocszy: Improvements and Critique on Sugeno's and Yasukawa's Qualitative Modeling, *IEEE Transaction on Fuzzy Systems*, Vol.10, No.5, October 2002, p.p. 596-606.
- [5] E. Kim, Minkee Park, S. Ji, Mignon Park: A New Approach to Fuzzy Modelling: *IEEE Transaction on Fuzzy System*, Vol.5, No.3 August 1997, pp.328-337.
- [6] W. Pedrycz, M. Reformat: Ruled based Modeling of Nonlinear Relation, *IEEE Transaction on Fuzzy System*, Vol.5, No.2 May 1997, pp.256-269.
- [7] Jyn-Shing Jang, Chuen-Tsai Chen, Neuro-Fuzzy Modeling and Control, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 83, No.3, March 1995, p.p. 378-406.
- [8] MATLAB User's Guide, The Math Works, Inc., 2000.
- [9] Fuzzy Logic Toolbox for Use with MATLAB, The Math Works, Inc, 2000.
- [10] ЈП Електростопанство на Македонија: ХЕЦ Козјак во изградба - проектна документација - универзална карактеристика на турбина, 1999.

## Summary

# NEURO-FUZZY MODELLING OF HYDRO UNIT EFFICIENCY

Atanas Iliev, Vangel Fustik

Faculty of Electrical Engineering – Skopje, Karpos II, b.b. P.O.Box 574, 1000 Skopje,  
ailiev@etf.ukim.edu.mk; fustik@ukim.edu.mk

**Key words** - fuzzy systems, neural network, modeling, hydro unit, efficiency

This paper presents neuro-fuzzy method for modeling of the hydro unit efficiency. The proposed method uses the characteristics of the fuzzy systems as universal function approximators, as well the abilities of the neural networks to adopt the parameters of the membership's functions and rules in the consequent part of the developed fuzzy system.

Developed method is practically applied for modeling of the efficiency of unit which will be installed in the hydro power plant Kozjak. Comparison of the performance of the derived neuro-fuzzy method with several classical polynomials models is also performed.