

## МИКРОПРОЦЕСОРНА СИСТЕМА ЗА ОКАЧЕСТВЯВАНЕ НА ХРАНИ

**Красимир Колев**

*Университет по хранителни технологии, катедра „Компютърни системи и технологии”  
4002, гр. Пловдив, България, e-mail: k\_kolev@uft-plovdiv.bg*

## A MICROPROCESSOR SYSTEM FOR FOOD QUALITY EVALUATION

**Krassimir Kolev**

*University of Food Technologies in Plovdiv, Department of Computer Systems and Technologies  
4002, Plovdiv, Bulgaria, e-mail: k\_kolev@uft-plovdiv.bg*

### ABSTRACT

The paper reports on an authentic solution of a microprocessor system for quality assessment of foods by hyperspectral images processing. The author suggests a structure of the microprocessor system. Microprocessor system was realized based on video processor TMS320DM642. A neural network classifier was synthesized as part of software platform. An analysis of proposed software and hardware are made.

*Key words: microprocessor system, food quality, food evaluation.*

### АКТУАЛНОСТ

Съвременните микропроцесорни системи предоставят възможност за обективно окачествяване на храни. Съществуват различни методи за определяне на качеството на храни. В последните години като най-перспективни позволяващи обективна оценка се наложиха спектралните методи за експресна оценка позволяващи компютърна обработка в реално време. Европейските изисквания за предлаганите храни за консумация изискват внедряване на експресни системи за диагностика и окачествяване. Постоянна е нуждата от разработване на нови системи гарантиращи качеството на предлаганите храни. Особено внимание се отделя на нови разработки позволяващи изграждане на съвременни мобилни апарати за окачествяване в реално време.

### ЦЕЛ

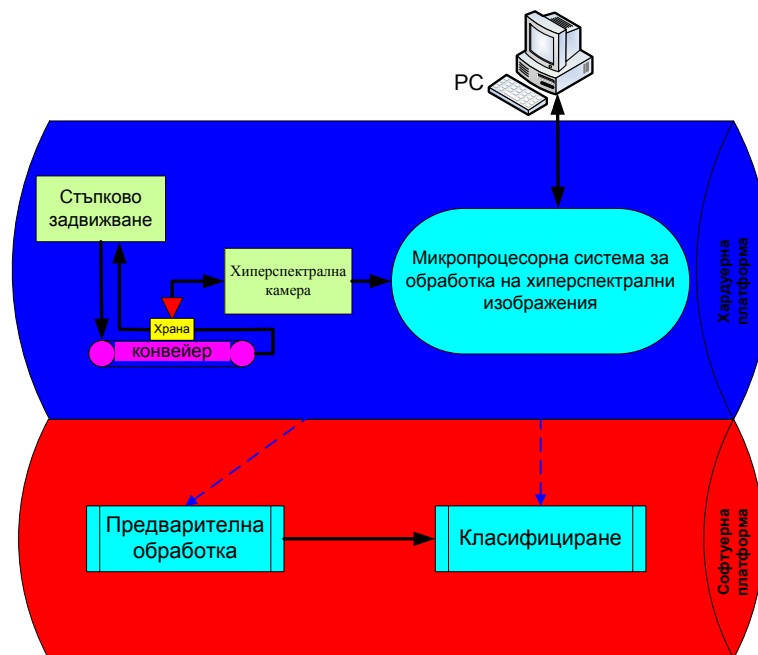
Да се представи вариант на микропроцесорна система за окачествяване на храни подходящ за изграждане на мобилни системи за обективно определяне на съставни компоненти на изследваните проби на база съвременни решения използващи елементи на изкуствен интелект за изграждане на решаващи правила. Представена е структурна схема на разработената микропроцесорна система и са предложени алгоритми за реализация на интелигентно окачествяване на база невронни мрежи. Получени резултати от работата на системата с хиперспектрална камера са оценени и анализирани.

### ИЗИСКВАНИЯ И СТРУКТУРНА СХЕМА

Задачите на съвременното окачествяване изискват да се следи непрекъснато процеса на производство и да се реагира незабавно при неочаквани технологични нарушения и отклонения от стандарта за храни. Това изисква внедряване на методи способни да обработят информационния поток и да вземат решение за окачествяване в реално време. По-рано са използвани статистически методи, които не могат да осигурят адекватна скорост и качество на анализ на данни в отговор на непрекъснато засилено натоварване от информация [2]. Друго ограничение на статистическите методи е липсата на адаптивно поведение и гъвкавост, които трябва да бъдат компенсирани чрез включване на допълнителни човешки

ресурси. Необходимостта от интелигентни методи за анализ на данните и по-тежки изисквания за тестване на качеството на храни изискват непараметрични методи за класификация на база технологии за изкуствен интелект. Липсата на информация относно разпределение на данните за класификация, ги прави по-атраaktivни особено когато броя на обучаващите данни е ограничен и трудно може да се получи адекватна оценка на статистическите параметри. За да се определи качеството на храни по зададени предварително по стандарт показатели е необходимо да се използват супервайзорни обучаващи алгоритми т.е. във фаза на обучение се създават желаните връзки между входа и изхода на класификатора.

На фиг. 2 е представен разработен модел на компютърна платформа за окачествяване на храни чрез обработка на хиперспектрални характеристики.



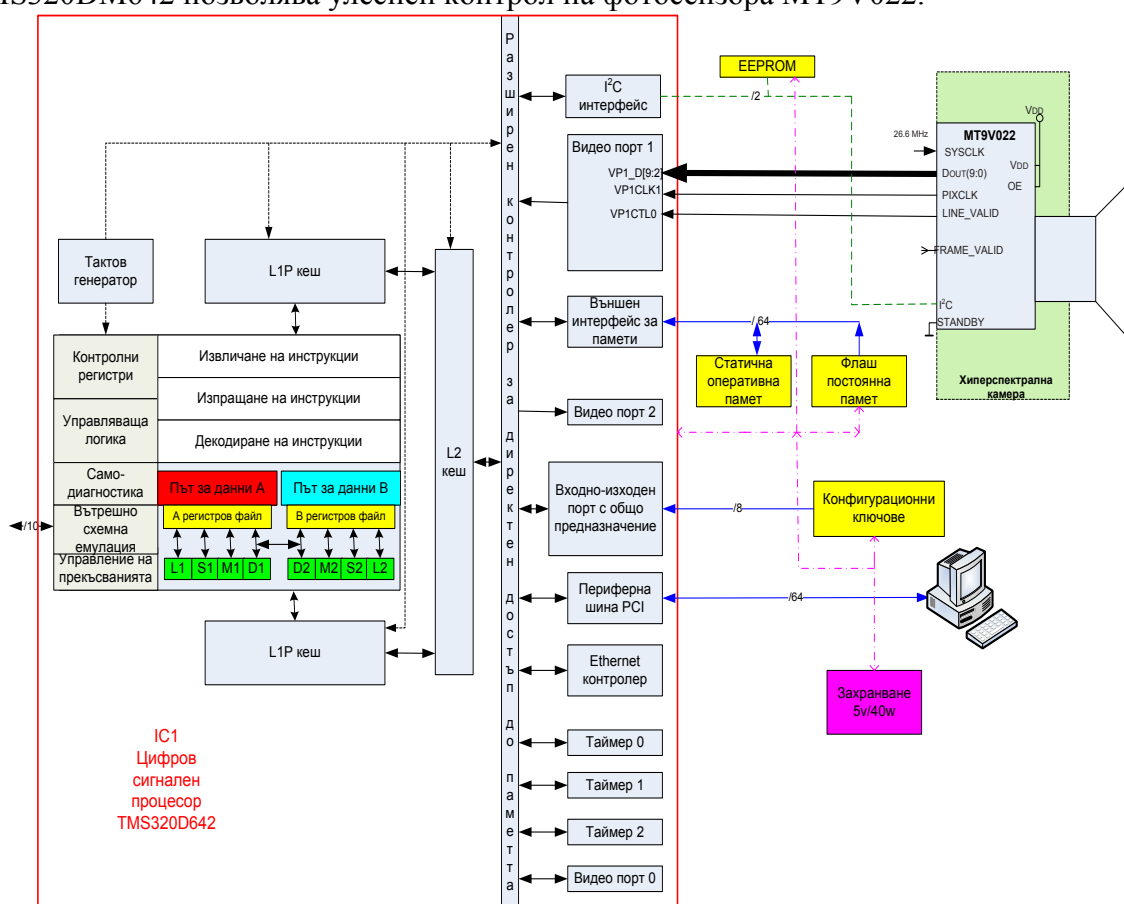
Фиг. 1. Модел на компютърна платформа за обективно окачествяване на храни

От представения модел на компютърна система за окачествяване на фиг. 2 се вижда, че хардуерната платформа се състои от стъпково задвижване на конвейера [1], хиперспектрална камера и микропроцесорна система за обработка на хиперспектрални изображения. Софтуерната платформа изпълнява алгоритмични задачи свързани с предварителна обработка и класификация. Двете платформи са в неразривна връзка, като задачите по окачествяване се осъществяват от микропроцесорна система за обработка на хиперспектрални изображения. Ядрото на системата е микропроцесорната система за обработка на хиперспектрални изображения. В нея се реализират интелигентни алгоритми за окачествяване на база невронни мрежи.

### УСТРОЙСТВО И ПРИНЦИП НА ДЕЙСТВИЕ

На фиг.2 е дадена принципната схема на вариант на микропроцесорна система за окачествяване на храни. Използваните микропроцесори в разработката са специализирани цифрови сигнални процесори (DSP). Архитектурата и набора инструкции на цифровите сигнални процесори са оптимизирани за обработка на цифрови сигнали в реално време [4]. За реализация на микропроцесорната система за окачествяване на храни е микропроцесора

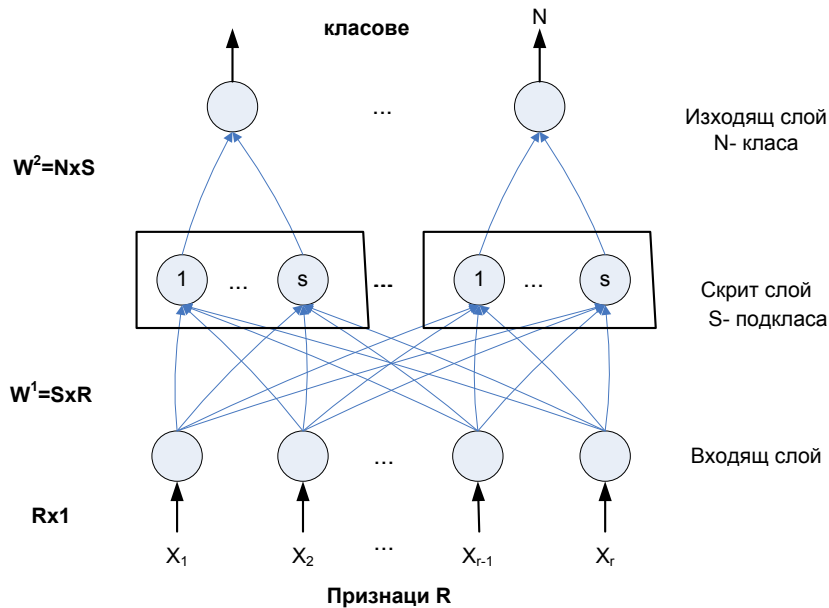
IC1 тип TMS320DM642 с процесорно ядро (C64x). Процесорното ядро C64x се състои от осем функционални блока разделени на две секции (A) и (B), два регистрови файлове и два пътя за данни [3]. Всяка секция има така наречения M блок за умножаващи операции, L блок за логически и аритметични операции, S блок за преходи и D блок за зареждане, съхраняване и аритметични операции, като някои инструкции като ADD могат да се извършват в няколко блока. Всяка секция има шестнадесет 32 битови регистри. TMS320DM642 има специфична апаратна логика в допълнение към процесорното ядро C64xx. Периферията включва три конфигуруеми видео портове (VP0, VP1 и VP2), 10/100 Мбит/сек. Ethernet контролер (EMAC), I<sup>2</sup>C интерфейсен контролер, три 32 битови таймера с общо предназначение, 64-битов гъвкав интерфейс за включване на външни памети (EMIFA), контролер за управление на периферна компонентна връзка (PCI) и многофункционален входно-изходен порт програмируем по прекъсване включващ многоканални буферирани серийни портове (McASP0), (McBSPs) и 16 битов паралелен порт (GP0). Проектираната микропроцесорна система на база TMS320DM642 използва 64 битов външен интерфейс за свързване на 32 мегабайтова памет. Опресняването на така свързаната SDRAM се извършва автоматично от TMS320DM642. Микропроцесорната система има две 4 мегабайтова флаш памет. Свързването на фотосензора е направено посредством видео порт 1 на IC1, а порта I<sup>2</sup>C на TMS320DM642 позволява улеснен контрол на фотосензора MT9V022.



Фиг. 2. Микропроцесорна система за окачествяване на храни

Алгоритмичното осигуряване е на база невронният класификатор с обучаващо векторно квантуване (LVQ). Той е изграден на база невронна мрежа от типа с обучаващо векторно квантуване (LVQ) и се състои от 3 слоя - входящ, скрит и изходящ [3]. Броят на входните неврони е равен на броя на признаците R, т.е входния вектор за мрежата е с

размерност  $R \times 1$ . Броят на невроните от скрития слой е равен на дефинираните подкласове  $S$ , като те трябва да са поне равни или по-големи от желаните изходни класове  $N$ . Тегловните матрици  $W^1$  и  $W^2$  отразяват връзките между отделните слоеве на невронната мрежа. Като при това  $W^2$  е твърдо дефинирана и не се променя, като всички елементи са 0, с изключение на зададените съответствия  $w_{ij}^2=1$ . Тегловните коефициенти на матрицата  $W^1$  се получават чрез обучение. Първите  $N$ -еталонни вектора се използват като тегловни, а следващите като обучаващи. Основните параметри за обучение на LVQ мрежата са обучаващи еталонни вектори- $X$ , клас към който принадлежат -  $T$ , подклас (клъстър) определен за даден изход  $s_j$  и коефициент на обучение  $\alpha$ .



Фиг. 3. Невронен класификатор с обучаващо векторно квантуване

При това базовия алгоритъм за обучение е:

1. Инициализират се теглата  $w_i$  и  $\alpha$ ,  $i=1, N$
2. Подават се входни еталонни вектори  $X$  към входа на мрежата
3. Изчислява се Евклидовото разстояние

$$D(j) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^n (x_i - w_{ij})^2 \tag{1}$$

и се определя „победителя“  $j$ , за който  $D(j)$  е минимално

4. Променят се теглата  $w_j$  съгласно правилата:

$$\text{Ако } t=s_j \rightarrow w_j = w_j + \alpha(x - w_j) \tag{2}$$

$$\text{Ако } t \neq s_j \rightarrow w_j = w_j - \alpha(x - w_j) \tag{3}$$

5. Повтарят се стъпки 2 - 4, докато се подадат всички входни еталонни вектори или се удовлетвори желаният коефициент на обучение.

Възможни са модификации, чрез избор на два вектора  $u_1$  и  $u_2$  близки до входния вектор  $X$ , но принадлежащи към различни класове, при което

$$u_1 = u_1 - \alpha(x - u_1) - \text{принадлежи на друг клас}$$

$$u_2 = u_2 - \alpha(x - u_2) - \text{принадлежи на същия клас}$$

Направени са изследвания за окачествяване на проби от кюфтеа. Получените от сензорният блок хиперспектрални характеристики се анализират и класифицират последователно ивица по ивица, пиксел по пиксел, като се групират в четири класа: K1-

свинско месо, К2-говеждо месо, К3-мазнини и К4-примеси. Тестовата извадка е  $50 \times 50 = 2500$  пиксела, а обучаващата е три пъти по-голяма. При така избраната извадка общото време за окачествяване е 77.24 s. В табл. 1 са показани получените резултати за точността на потребителя  $u\%$ , точността на производителя  $p\%$ , общата точност  $o\%$  и степента на съгласуваност между предсказания и действителния клас  $K_a$ .

Кюфте 60% свинско 40% говеждо		Признаци спектрални			
Класификатор	Клас	Точност			Ka
		p, %	u, %	o, %	
LVQ	K1	56.47	54.45	52.88	0.358
	K2	54.55	53.69		
	K3	57.57	51.61		
	K4	40.00	49.88		

**Табл.1.** Резултати от окачествяване на кюфтета

Примесите като отделни компоненти са недетерминирани и съдържат структурни съставки извън изследваните поради което се наблюдава ниска точността на предсказване им.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Важни предимства на предлаганата система са: (1) портативност; (2) скоростна обработка до 5760 милиона инструкции за секунда; (3) възможност за програмна настройка за работа с различни хранителни продукти; (4) възможност за адаптиране на интелигентни алгоритми. Други предимства на предлаганата система са възможност за разширение и свързване в мултипроцесорни микропроцесорни системи за окачествяване. Недостатъците при работа на системата са свързани, че непълното поддръждане на хранителни продукти в опаковъчни тарелки води до намаляване точността на класифициране. Недостатък е и необходимостта от обучение на персонала за работа с микропроцесорната система.

### ЛИТЕРАТУРА

1. Маслинков, И., Н. Катранджиев. Коририране на сигналите от сканиране на падащи плодове е зеленчуци през фотометрична камера, Н. тр. на УХТ, том LI, св. 4, стр. 391-396, Научна конф. с межд. участие "Хранителна наука, техника и технологии 2004", Пловдив, 2004.
2. Badev, J., I. Maslinkov, J. Stoitchev, P. Madjarova. Training Artificial Neural Networks for Dynamic Process Modelling, III International Conference Industrial Engineering and Environmental Protection 2013 (IIZS 2013), Zrenjanin, Serbia, 220-224, 2013.
3. Hagan, M. T., Demuth, H. B., Beale, M. H., Neural Network Design, Cengage Learning India, 2010.
4. Texas Instruments Inc., TMS320C64x Image Library, SPRC094, Texas, USA, 2003.
5. Texas Instruments Inc., TMS320DM642 Video/Imaging Fixed-Point Digital Signal Processor Data Manual, Literature Number: SPRS200E, Texas, USA, 2004.