

УДК 681.518:004.93.1'

В.О. Дрофа<sup>1</sup>, Т.М. Єфіменко<sup>2</sup><sup>1</sup> СумДУ, м. Суми, Україна, brviktoriya@yahoo.com<sup>2</sup> СумДУ, м. Суми, Україна, tetayna91@gmail.com

## ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНИЙ АЛГОРИТМ РОЗПІЗНАВАННЯ НЕСТАЦІОНАРНИХ ЗА ЯСКРАВІСТЮ ЗОБРАЖЕНЬ

Розглядається в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології алгоритм навчання системи розпізнавання зображень морфології тканин, одержаних при гістологічних дослідженнях. Як критерій оптимізації параметрів навчання системи розпізнавання використано модифіковану інформаційну міру Кульбака. При цьому для формування вхідного математичного опису використано навчальну матрицю яскравості зображень, яка складалася із RGB-складових.

АЛГОРИТМ НАВЧАННЯ, СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ, ІНФОРМАЦІЙНА МІРА КУЛЬБАКА, ЯСКРАВІСТЬ ЗОБРАЖЕННЯ

### Вступ

Розпізнавання зображень морфології тканин, отриманих за методом біопсії, вимагає від лікаря-онколога високого професійного рівня та тривалого практичного досвіду. Тому задача створення системи підтримки прийняття рішень для розпізнавання цифрових зображень морфології тканин, що характеризують певні онкопатології, є актуальною.

Аналіз існуючих методів клінічної діагностики свідчить про відсутність високодостовірних комп'ютеризованих засобів розпізнавання цифрових зображень морфології тканин пацієнтів через довільні початкові умови формування зображень, вплив неконтрольованих збурюючих факторів і перетин класів розпізнавання, що характеризують різні онкопатології [1]. Остання причина обумовлює появу інтенсивних фонових завад, що потребує їх фільтрації. Тому вирішення проблеми підвищення функціональної ефективності комп'ютеризованих систем діагностування онкопатологій за цифровими зображеннями морфології тканин, одержаних за методом біопсії, потребує надання їм властивості адаптивності шляхом застосування ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів.

Одним із перспективних шляхів вирішення цієї проблеми є застосування ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності в процесі навчання системи розпізнавання [2-4]. В праці [4] формування вхідної навчальної матриці здійснювалося за результатами оброблення одержаних за допомогою мікроскопа зображень морфології тканин, які розглядалися як стаціонарні за яскравістю зображення типу "текстура". При цьому формування навчальної матриці яскравості пікселів рецепторного поля зображень здійснювалося шляхом його зчитування в декартовій системі координат, що не забезпечувало інваріантність алгоритму навчання до довільних початкових умов формування зображень.

У статті розглядається інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи розпізнавання нестационарних за яскравістю зображень морфології тканин на прикладі комп'ютерного діагностування онкопатологій молочної залози.

### 1. Постановка задачі

Розглянемо в рамках ІЕІ-технології формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу здатної навчатися системи діагностування онкопатологій за їх цифровими зображеннями. Нехай задано алфавіт класів розпізнавання  $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$ , які характеризують можливі функціональні стани онкопатологічного процесу за відповідними цифровими зображеннями морфології тканини пацієнта, отриманими за методом біопсії. Як відомо основна задача інформаційно-екстремального навчання системи розпізнавання полягає в оптимізації в інформаційному розумінні геометричних параметрів радіально-базисних функцій. Для спрощення розглянемо такі функції у вигляді гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, для яких деяким способом визначено геометричні центри.

Таким чином, необхідно сформулювати вхідний математичний опис системи розпізнавання і в процесі її машинного навчання відновити в радіальному базисі простору ознак оптимальні в інформаційному розумінні гіперсферичні контейнери класів розпізнавання за умови, що інформаційний критерій функціональної ефективності (КФЕ) навчання системи набуває максимального значення в робочій області визначення його функції:

$$E_m^* = \max_{\{k\}} E_m^{(k)}, \quad (1)$$

де  $E_m^{(k)}$  – обчислений на  $k$ -му кроці навчання інформаційний КФЕ навчання системи розпізнавати реалізації зображень класу  $X_m^o; \{k\}$  – впорядкована множина кроків навчання.

При функціонуванні системи в режимі екзамену, тобто безпосереднього діагностування, необхідно прийняти рішення про належність реалізації зображення, що розпізнається, до відповідного класу із заданого алфавіту.

## 2. Формування вхідного математичного опису

Основною задачею формування вхідного математичного опису здатної навчатися системи діагностування онкопатологій за цифровими зображеннями є формування для кожного класу  $X_m^o$  апіорно класифікованої багатовимірної навчальної матриці яскравості пікселів рецепторного поля зображень типу «об'єкт-властивість»  $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ ,  $i = \overline{1, N}$ ,  $j = \overline{1, n}$ , де  $N$ ,  $n$  – кількість ознак розпізнавання та векторів-реалізацій зображень відповідно. При цьому основна відмінність формування вхідної навчальної матриці за нестационарними за яскравістю цифровими зображеннями полягає на відміну від стаціонарних в тому, що структурований вектор-реалізація зображення складається із значень яскравості всіх пікселів рецепторного поля зображень. При цьому з метою забезпечення інваріантності алгоритму навчання системи діагностування до зсуву та повороту зображень їх оброблення здійснювалося в полярній системі координат.

Формування структурованих векторів-реалізацій зображень, оброблених в полярних координатах, здійснювалося за формулою [5]

$$\Theta_r = \frac{1}{N_r} \sum_{l=1}^{N_r} \theta_l, \quad (2)$$

де  $\Theta_r$  – усереднене значення яскравості пікселів, що належать колу зчитування  $r$ -го радіусу,  $r = \overline{0, R}$ ;  $\theta_l$  – значення яскравості кольорової складової в  $l$ -му пікселі кола зчитування;  $N_r$  – загальна кількість пікселів в  $r$ -му колі зчитування.

За ознаки розпізнавання, які розглядалися як координати структурованого вектора-реалізації зображення, приймалися усереднені значення яскравості пікселів в кожному колі зчитування. Оскільки зображення морфології тканин є кольоровими, то формування навчальної матриці здійснювалося шляхом послідовного оброблення його RGB-складових. При цьому для рецепторного поля зображень  $200 \times 200$  пікселів вектор-реалізація кожного зображення складався із 300 ознак розпізнавання.

Важливим питанням при формуванні вхідної навчальної матриці є забезпечення її репрезентативності. Згідно з працею [2] мінімальний обсяг  $n_{\min}^*$  репрезентативної навчальної вибірки визначався за умови забезпечення прийнятних з практичних міркувань мінімальної статистичної похибки

$$\varepsilon = |n_i / n_{\min} - p_i|,$$

де  $n_i / n_{\min}$  – емпірична частота попадання значення  $i$ -ї ознаки розпізнавання в своє поле контрольних допусків за  $n_{\min}$  спостережень;  $p_i$  – імовірність попадання значення  $i$ -ї ознаки розпізнавання в своє поле контрольних допусків.

Таким чином, вибір мінімального обсягу репрезентативної навчальної матриці здійснювався шляхом прийняття компромісного в розумінні Парето рішення і дорівнював  $n_{\min}^* = 40$  реалізаціям зображень для кожного класу.

## 3. Інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи розпізнавання зображень

Вхідною інформацією для навчання системи розпізнавання за інформаційно-екстремальним алгоритмом є навчальна матриця яскравості зображень, яка представляє собою дійсний в загальному випадку тривимірний масив реалізацій образу  $\{y_{m,i}^{(j)}\}$  і система полів контрольних допусків  $\{\delta_K\}$  на ознаки розпізнавання.

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму:

1. Визначення системи нижніх  $A_{HK,i}$  і верхніх  $A_{BK,i}$  контрольних допусків на ознаки розпізнавання в градаціях яскравості пікселів рецепторного поля

$$A_{HK,i} = y_i - \frac{\delta_K y_i}{100}; \quad A_{BK,i} = y_i + \frac{\delta_K y_i}{100},$$

де  $y_i$  – середнє вибіркоче значення  $i$ -ї ознаки розпізнавання для базового класу розпізнавання, відносно якого формується система контрольних допусків.

2. Формування для заданої системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання бінарної навчальної матриці  $\|x_{m,i}^{(j)}\|$ .

3. Формування масиву еталонних (усереднених за реалізаціями множини  $\{x_m^{(j)}\}$ ) двійкових векторів-реалізацій  $\{x_{m,i} | m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}\}$ , елементи яких визначаються за правилом

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > \rho_m; \\ 0, & \text{if } \text{else,} \end{cases} \quad (3)$$

де  $\rho_m$  – рівень селекції координат двійкового еталонного (усередненого) вектора-реалізації  $x_m \in X_m^o$ .

У виразі (3) під рівнем селекції розуміється рівень квантування дискрет полігону емпіричних частот попадання значень ознак розпізнавання в свої поля контрольних допусків, який за замовчуванням дорівнює 0,5 для всіх класів розпізнавання.

4. Для загального випадку, якщо  $M > 2$ , здійснюється розбиття множини еталонних двійкових векторів на пари найближчих «сусідів»:  $\mathfrak{X}_m^{[2]} = \langle x_m, x_l \rangle$ , де  $x_l$  – еталонний вектор сусіднього класу  $X_l^o$ , яке може здійснюватися за такою схемою:

а) структурується множина еталонних векторів, починаючи з вектора  $x_1$  базового класу  $X_1^o$ , відносно якого задається система контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

б) для структурованої множини векторів  $\langle \{x_m\} \rangle$  будується симетрична матриця кодових відстаней розмірності  $M \times M$ , в якій елементам головної діагоналі присвоюється найбільше значення, наприклад,  $N$  – кількість ознак у векторі-реалізації;

в) для кожного  $m$ -го рядка матриці кодових відстаней знаходиться мінімальний елемент, який

визначає стовпчик вектора, найближчого до вектора  $x_m$ . За наявності декількох однакових мінімальних елементів може вибиратися з них будь-який, оскільки вони є рівноправними;

г) формується структурована множина елементів попарного розбиття  $\{\mathfrak{X}_m^{[2]}\}$ , яка задає послідовність відновлення оптимальних контейнерів для пар найближчих класів розпізнавання.

5. Оптимізація кодової відстані  $d_m$  відбувається за ітераційною процедурою

$$d_m^* = \arg \max_{\{d\}} E_m(d). \quad (4)$$

де  $\{d\} = \{d_1, \dots, d_k, \dots, d_{\max}\} \in [0; d(x_m \oplus x_l) - 1]$  – множина радіусів гіперсфер, які в процесі навчання відновлюються в радіальному базисі простору ознак розпізнавання і центр яких визначається вершиною двійкового еталонного вектора  $x_m \in X_m^o$ . При цьому  $E_m(0) = 0$ .

6. Процедура закінчується при знаходженні максимуму КФЕ в робочій області визначення його функції:

$$E_m^* = \max_{\{d\}} E_m,$$

Як критерій оптимізації параметрів навчання розглядався модифікований критерій Кульбака, який для двохальтернативних рівноймовірних гіпотез має вигляд [2]

$$E_m^{(k)} = \frac{1}{n} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-r} - [K_{2,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}]}{[K_{2,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}] + 10^{-r}} \right\} \times [n - (K_2^{(k)} + K_3^{(k)})], \quad (5)$$

де  $10^{-r}$  – достатньо мале число, яке вводиться для усунення проблеми поділу на нуль;  $r$  – число цифр у мантисі значення критерію  $E_m^{(k)}$ ;  $K_{2,m}^{(k)}$  – обчислена на  $k$ -му кроці навчання кількість подій, які характеризуються неналежністю реалізацій контейнеру  $K_{1,m}^o$ , якщо в дійсності вони належать навчальній матриці класу  $X_1^o$ ;  $K_{3,m}^{(k)}$  – кількість подій, які характеризуються належністю реалізацій контейнеру  $K_{1,m}^o$ , якщо вони насправді належать навчальній матриці класу  $X_2^o$ .

У виразі (5) величина  $r$  на практиці вибирається в межах  $1 < r \leq 3$ .

Одержані в процесі інформаційно-екстремального навчання оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання  $\{d_m^*\}$  і еталонні вектори-реалізації  $\{x_m^*\}$  для заданого алфавіту  $\{X_m^o\}$  є обов'язковими вхідними даними для функціонування системи діагностування в режимі екзамену, тобто безпосереднього прийняття рішень.

Таким чином, основною функцією алгоритму навчання системи розпізнавання у рамках ІЕІ-технології є обчислення на кожному кроці навчання інформаційного КФЕ і організація пошуку глобального максимуму в робочій області визначення його функції з метою визначення оптимальних в інформаційному розумінні геометричних параме-

трів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання.

#### 4. Приклад розпізнавання зображень морфології тканин

Розглянемо результати реалізацію вище наведеного алгоритму навчання на прикладі системи діагностування онкопатологій раку молочної залози за цифровими зображеннями морфології тканин пацієнтів, отриманих за методом біопсії. Для наочності розглядалися морфологічні зображення двох класів, які характеризують ракові захворювання молочної залози, дольковий (клас розпізнавання  $X_1^o$ ) та протоковий (клас розпізнавання  $X_2^o$ ) рак. Цифрові зображення морфології тканин при цих патологіях показано на рис. 1.

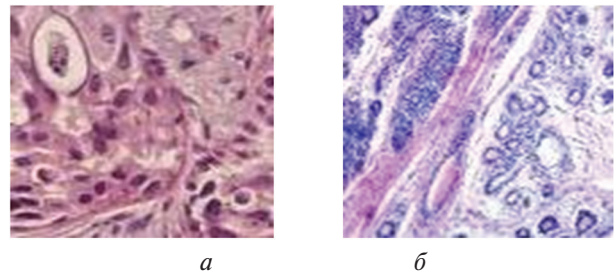


Рис. 1. Морфологічні зображення тканин:  
а – клас  $X_1^o$ ; б – клас  $X_2^o$

Оскільки зображення розглядалися як нестационарні за яскравістю, то формування вектора-реалізації навчальної матриці здійснювалося шляхом їх оброблення в полярній системі координат за формулою (2). При цьому зображення оброблялися по їх  $RGB$ -складовим, тобто кожний структурований вектор-реалізація складався з ознак розпізнавання цих складових.

На рис. 2 показано полутонові зображення класів розпізнавання для  $RGB$ -складових, за якими формувалися відповідні вектори-реалізації навчальної матриці.

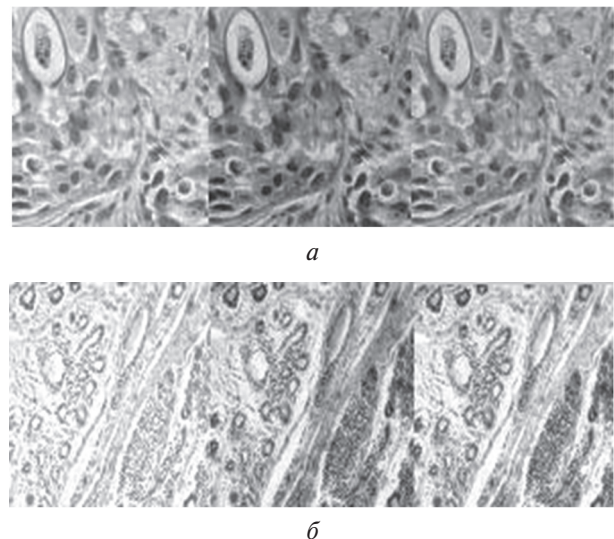


Рис. 2. Полутонові зображення:  
а – клас  $X_1^o$ ; б – клас  $X_2^o$

Оскільки оброблялося по 40 зображень одного класу, то в результаті навчальна матриця для кожного класу розпізнавання складалася із 40 векторів-реалізацій, кожний з яких містив 300 ознак при розмірі рецепторного поля для кожної *RGB*-складової  $200 \times 200$  пікселів.

В рамках ІЕІ-технології процес оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання полягає в адаптації вхідного математичного опису шляхом максимізації в процесі навчання інформаційної спроможності системи розпізнавання. Оскільки вхідна навчальна матриця, яка відбиває властивості зображень, повинна залишатися незмінною, то в процесі інформаційно-екстремального навчання системи розпізнавання здійснюється її трансформація в бінарний простір ознак розпізнавання. Таким чином, надається можливість застосування допустимих перетворень робочої бінарної навчальної матриці в процесі пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ навчання системи розпізнавання.

Оскільки відновлення в процесі навчання контейнерів класів розпізнавання відбувається в радіальному базисі простору ознак, то для визначення їх геометричних центрів необхідною процедурою є формування двійкових еталонних (усереднених) векторів-реалізацій відповідних зображень.

На рис. 3 показано структури еталонних векторів-реалізацій, сформованих за бінарними навчальними матрицями класів розпізнавання  $X_1^o$  і  $X_2^o$  за правилом (3).

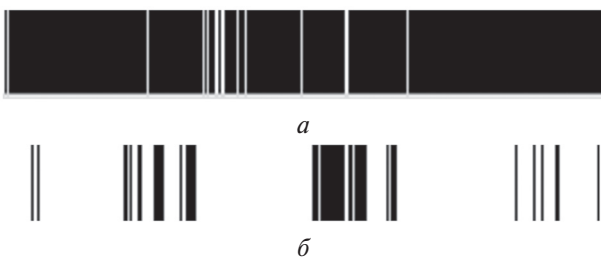
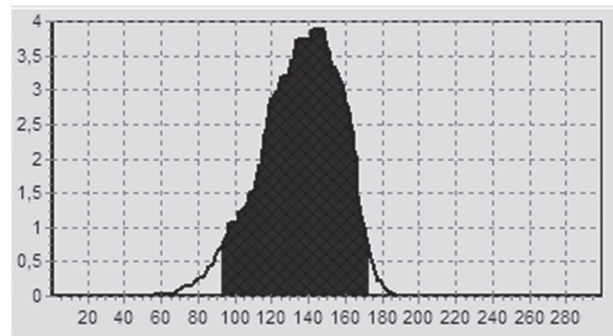


Рис. 3. Структури двійкових еталонних векторів:  
а – клас  $X_1^o$ ; б – клас  $X_2^o$

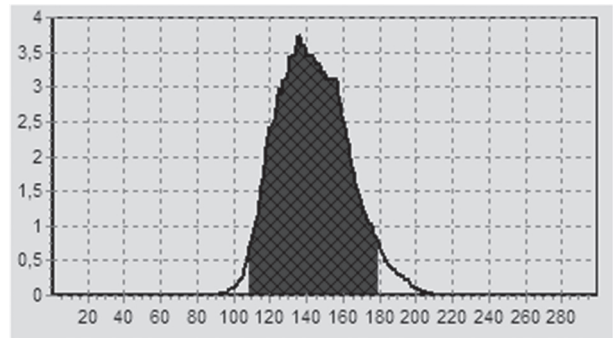
Аналіз рис. 3 показує, що візуально еталонні вектори класів розпізнавання суттєво відрізняються і при цьому міжцентрова кодова відстань дорівнює 236.

Оптимізація радіусів контейнерів класів розпізнавання здійснювалася при заданій системі контрольних допусків на ознаки за ітераційним алгоритмом (4) пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (5) в робочій області визначення його функції.

На рис. 4 показано графіки залежності КФЕ (б) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, отримані в процесі навчання системи діагностування. При цьому темними ділянками на графіках позначено робочі області визначення функції критерію, в яких помилки першого і другого роду менше відповідно першої і другої достовірностей.



а



б

Рис. 4. Графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання:

а – клас  $X_1^o$ ; б – клас  $X_2^o$

Аналіз рис. 4 показує, що оптимальні радіуси контейнерів в кодових одиницях дорівнюють  $d_{1,1}^* = 136$  для класу  $X_1^o$  і  $d_{2,1}^* = 132$  для класу  $X_2^o$  при усередненому максимальному значенні ненормованого КФЕ  $\bar{E}^* = 3,7$ . При цьому мають місце такі точнісні характеристики класифікації реалізацій:

- для класу  $X_1^o$  – перша достовірність  $D_{1,1} = 0,97$ , друга достовірність  $D_{2,1} = 1$ , помилка першого роду  $\alpha_1 = 0,03$  і помилка другого роду  $\beta_1 = 0$ ;

- для класу  $X_2^o$  – перша достовірність  $D_{1,2} = 1$ , друга достовірність  $D_{2,2} = 0,96$ , помилка першого роду  $\alpha_2 = 0$  і помилка другого роду  $\beta_2 = 0,04$ .

Таким чином, реалізація алгоритму (4) дозволяє отримати високу асимптотичну повну ймовірність правильної класифікації реалізацій розглянутих класів розпізнавання, але наявність помилок першого і другого роду не дозволяє стверджувати, що побудовані вирішальні правила є безпомилковими за навчальною матрицею.

### Висновки

Застосування інформаційно-екстремального алгоритму навчання системи діагностування онкопатологій молочної залози за нестационарними за яскравістю зображеннями морфології тканин дозволило побудувати високодостовірні вирішальні правила. При цьому морфологічні зображення оброблялися в полярній системі координат, що забезпечило інваріантність алгоритму навчання

до зсуву і повороту зображень. У перспективі для побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил необхідно здійснювати оптимізацію інших просторово-часових параметрів навчання, які впливають на функціональну ефективність системи діагностування.

**Список літератури:** 1. Луцик О.Д. Гістологія людини / О.Д. Луцик, А.Й. Іванова, К.С. Кабак, Ю.Б. Чайковський – Київ: Книга плюс. – 2010. – 584 с. 2. Довбиш А.С. Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник / А.С. Довбиш. – Суми: Видавництво СумДУ. – 2009. – 171 с. 3. Стадник Г.А. Визначення базового класу розпізнавання при діагностуванні інфекційних захворювань / Г.А. Стадник // Харків: Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2012. – № 4 (56) – С. 174-179. 4. Довбиш А.С. Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень для діагностування онкопатологій / А.С. Довбиш, В.О. Жаловага В.О. // Вісник СумДУ. Серія: Технічні науки. – 2009. – № 3. – С. 5-12. 5. Довбиш А.С. Оптимізація параметрів плану навчання системи розпізнавання магнітокардіограм / А.С. Довбиш, С.С. Мартиненко. – Харків: Біоніка інтелекта, 2010. – №3 (74) – С. 129–132.

*Надійшла до редколегії 19.05.2015*

УДК 681.518:004.93.1'

**Информационно-экстремальный алгоритм распознавания нестационарных по яркости изображений / В.А. Дрофа, Т.М. Ефименко // Бионика интеллекта: научн.-техн. журнал. – 2015. – № 2 (85). – С. 100–104.**

Рассматривается в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии алгоритм обучения системы распознавания изображений морфологии тканей, полученных при гистологических исследованиях. В качестве критерия оптимизации параметров обучения используется модифицированная информационная мера и Кульбака. При этом для формирования входного математического описания использована обучающая матрица яркости изображения, которая состояла из RGB-составляющих.

Ил. 4. Библиогр.: 5.

UDC 681.518:004.93.1'

**Information and extreme recognition algorithm unsteady brightness images / V.A. Drofa, T.M. Efimenko // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. – 2015. – № 2 (85). – P. 100–104.**

The training algorithm for the system of recognition of tissue morphology patterns, obtained during histological examinations, is reviewed within the frame informative and extreme intelligent solution. At that in order to form the input mathematical description there has been used an image brightness training matrix composed of RGB-components.

Fig. 4. Ref.: 5.