

Керування п'єзоелектричною компенсацією вимірювальної камери за допомогою нестационарного фільтра Калмана

В.П. Савчук, І.М. Глушко

Одеський національний політехнічний університет

м. Одеса, пр. Шевченка, 1, тел. 22-34-74

E. mail: postmaster@opi.odessa.ua

Розглядається задача нестационарної фільтрації відгуку складної коливальної системи на зміну амплітуди і фази сигналу її збудження. Рішення цієї задачі зводиться до мінімізації функціонала втрат, що залежить від стану системи, за допомогою фільтра Калмана. У результаті поліпшується якість керування п'єзоелектричною компенсацією коливань унаслідок зменшення впливу перехідних процесів.

ВСТУП

Метод п'єзоелектричної компенсації має широке поширення при градуюванні гідрофонів у діапазоні частот 0,1...1000 Гц [1]. Як правило, цей метод реалізується в камерах малого об'єму, характерний розмір яких менше довжини звукової хвилі у вільному просторі. Камера, показана на рис.1, являє собою два коаксіальних п'єзоелектричних циліндри 1,2, торці яких закриті кришками. Між циліндрами існує пружний зв'язок. Усередині камери, заповненою водою 3, розміщується випробуваний гідрофон 4. В одну з кришок умонтований допоміжний випромінювач 5. Цей випромінювач створює в камері перемінний тиск на заданій частоті, що викликає радіальні коливання внутрішнього циліндра 2 – нуль-індикатора. Коливання нуль-індикатора компенсуються п'єзоелектричною силою випромінювача 1 – нуль-органа. Обидва випромінювачі збуджується спільним генератором 6, що дозволяє змінювати в блоці 7 відносну фазу й амплітуду двох сигналів, а, отже, сил, що діють на нуль-орган. Моменту компенсації відповідає перетворення в нуль амплітуди коливань нуль-індикатора. У цей момент вимірюється електрична напруга на виході випробуваного гідрофона пристроєм 10. Тиск у камері розраховується по обмірюваній електричній напрузі збудження нуль-органа в момент компенсації і сталої камери, знайденої в режимі компенсації відомого тиску при її атестації.

Для автоматизації процесу вимірів використовується контур зворотного негативного зв'язку (на рис.1 показаний пунктирною лінією), що складається з пристрою порівняння 8 і блоку формування сигналів керування 9, який реалізує алгоритм регулювання по відхиленню. Об'єкт керування являє собою складну електромеханічну коливальну систему, що має кілька резонансних частот. Навіть у тому випадку, коли ці частоти лежать удалені від робочого діапа-

зону частот, при зміні амплітуди чи фази коливань нуль-органа з'являються перехідні процеси, що вносять збурення в систему керування компенсацією. Для зниження цих збурень був використаний лінійно-квадратичний гауссів регулятор (LQG-регулятор), що складається з лінійно-квадратичного оптимального регулятора (LQ-регулятор) по стану системи і фільтра Калмана, який дає оцінку цього стану.

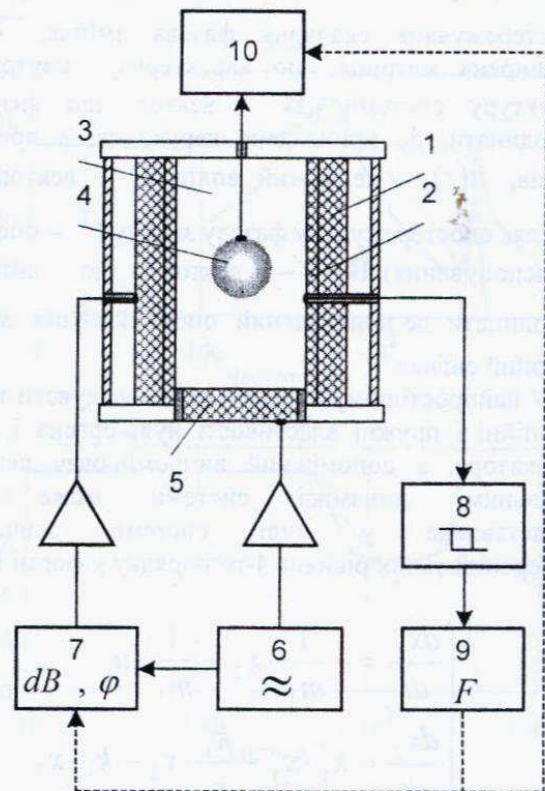


Рис. 1. Схема градуювання гідрофонів методом п'єзоелектричної компенсації камери малого об'єму.

1. АЛГОРИТМ КЕРУВАННЯ

Об'єктом керування в нашому випадку є електромеханічна система, що складається з трьох пружно зв'язаних коливальних підсистем. У робочій області частот і на резонансних частотах модель системи можна представити у вигляді еквівалентної лінійної системи з зосередженими параметрами [2].

Простір станів системи формується з фазових змінних, що представляють еквівалентні механічні переміщення (напруги) і швидкості (струми) її елементів. Об'єкт керування відноситься до класу систем з багатьма входами та одним виходом (MISO). Перший вхід системи (нуль-орган) є керованим, другий вхід (допоміжний випромінювач) є опорним і "заморожується" гармонійним сигналом робочої частоти. Спостерігається тільки одна фазова змінна – відгук нуль-індикатора. Слід зазначити, що вимірник цієї змінної сам має інерційність і пружність. Тому підпростір його станів включено в розширений простір станів об'єкта керування. Динаміка об'єкта керування в просторі станів характеризується наступними матричними рівняннями [3]:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{X}}(t) &= \mathbf{A} \cdot \mathbf{X}(t) + \mathbf{B} \cdot u(t) + \mathbf{B}_0 \cdot s(t), \\ y(t) &= \mathbf{C}^T \cdot \mathbf{X}(t) \end{aligned} \quad (1)$$

де $\mathbf{X}(t)$ – вектор фазових змінних, що характеризують стан у момент часу t , $y(t)$ – спостережувана скалярна фазова змінна, \mathbf{A} – розширена матриця, що характеризує внутрішню структуру системи, \mathbf{B} – вектор, що визначає координати, де прикладене керування, в просторі станів, $u(t)$ – керуючий вплив, \mathbf{C} – вектор, що виділяє спостережувану фазову змінну (T – операція транспонування), \mathbf{B}_0 – вектор, що визначає координати, де прикладений опорний вплив, $s(t)$ – опорний сигнал.

У найпростішому випадку, якщо врахувати тільки інерційні і пружні властивості нуль-органа і нуль-індикатора, а допоміжний випромінювач вважати ідеальним, динаміка системи може бути представлена у виді системи звичайних диференціальних рівнянь 4-го порядку у формі Коші:

$$\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = -\frac{1}{m_1} \cdot x_2 + \frac{1}{m_1} \cdot u \\ \frac{dx_2}{dt} = k_1 \cdot x_1 - \frac{k_1}{r_1} \cdot x_2 - k_1 \cdot x_3 \\ \frac{dx_3}{dt} = \frac{1}{m_2} \cdot x_2 - \frac{1}{m_2} \cdot x_4 \\ \frac{dx_4}{dt} = k_2 \cdot x_3 - \frac{k_2}{r_2} \cdot x_2 + \frac{1}{m_2} \cdot s \end{cases} \quad (2)$$

де x_1, x_3 – фазові змінні, що визначають швидкість інерційних елементів (m_1, m_2 – їхні еквівалентні маси) нуль-органа і нуль-індикатора, x_2, x_4 – фазові змінні, що визначають переміщення пружних

елементів (k_1, k_2 – їхні еквівалентні коефіцієнти пружності) нуль-органа і нуль-індикатора, r_1, r_2 – опір дисипативних елементів нуль-органа і нуль-індикатора.

Задача поліпшення якості керування полягає в такій корекції керуючого впливу, що дозволяє усунути вплив перехідних процесів у момент зміни амплітуди чи фази гармонійного сигналу, який подається на вхід нуль-органа. Рішення цієї задачі зводиться до мінімізації функціонала втрат, що залежить від стану системи:

$$J = \int_0^{\infty} \left(\sigma \cdot \mathbf{X}^T \mathbf{X} + \tilde{u}^T \tilde{u} \right) dt, \quad (3)$$

де σ – ваговий коефіцієнт, що визначає значимість помилки спостереження за станом перехідного процесу, \tilde{u} – сигнал керування перехідним процесом (у даному випадку вага помилки керування передбачається рівною одиниці).

Оптимальна стратегія регулювання визначається сигналом керування

$$u^*(t) = u(t) - \mathbf{L} \cdot \mathbf{X}(t), \quad (4)$$

де \mathbf{L} – матриця коефіцієнтів зворотного зв'язку LQ-регулятора, яка мінімізує функціонал

$$j = \int_0^{\infty} \left(\sigma \cdot y^2 + \tilde{u}^T \tilde{u} \right) dt. \quad (5)$$

Оптимальна оцінка змінних стану при випадкових умовах забезпечується фільтром Калмана. У результаті замкнута система керування, що усуває вплив перехідних процесів, визначається наступними рівняннями:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \mathbf{X}(t) \\ \hat{\mathbf{X}}(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A} - \mathbf{B} \cdot \mathbf{L} & \mathbf{B} \cdot \mathbf{L} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A} - \mathbf{G} \cdot \mathbf{C} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{X}(t) \\ \hat{\mathbf{X}}(t) \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} u(t) + \begin{bmatrix} \mathbf{B}_0 \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} s(t) + \begin{bmatrix} \mathbf{1} \\ \mathbf{1} \end{bmatrix} \xi(t) + \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ -\mathbf{G} \end{bmatrix} \eta(t) \end{aligned} \quad (6)$$

де $\hat{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{X}(t) - \tilde{\mathbf{X}}(t)$, $\tilde{\mathbf{X}}(t)$ – оцінка фазових змінних фільтром Калмана, \mathbf{G} – матриця коефіцієнтів зворотного зв'язку фільтра Калмана, $\xi(t), \eta(t)$ – шум, що діє на нуль-орган і нуль-індикатор відповідно.

Оптимальна система з замкнутим контуром показана на рис. 2.

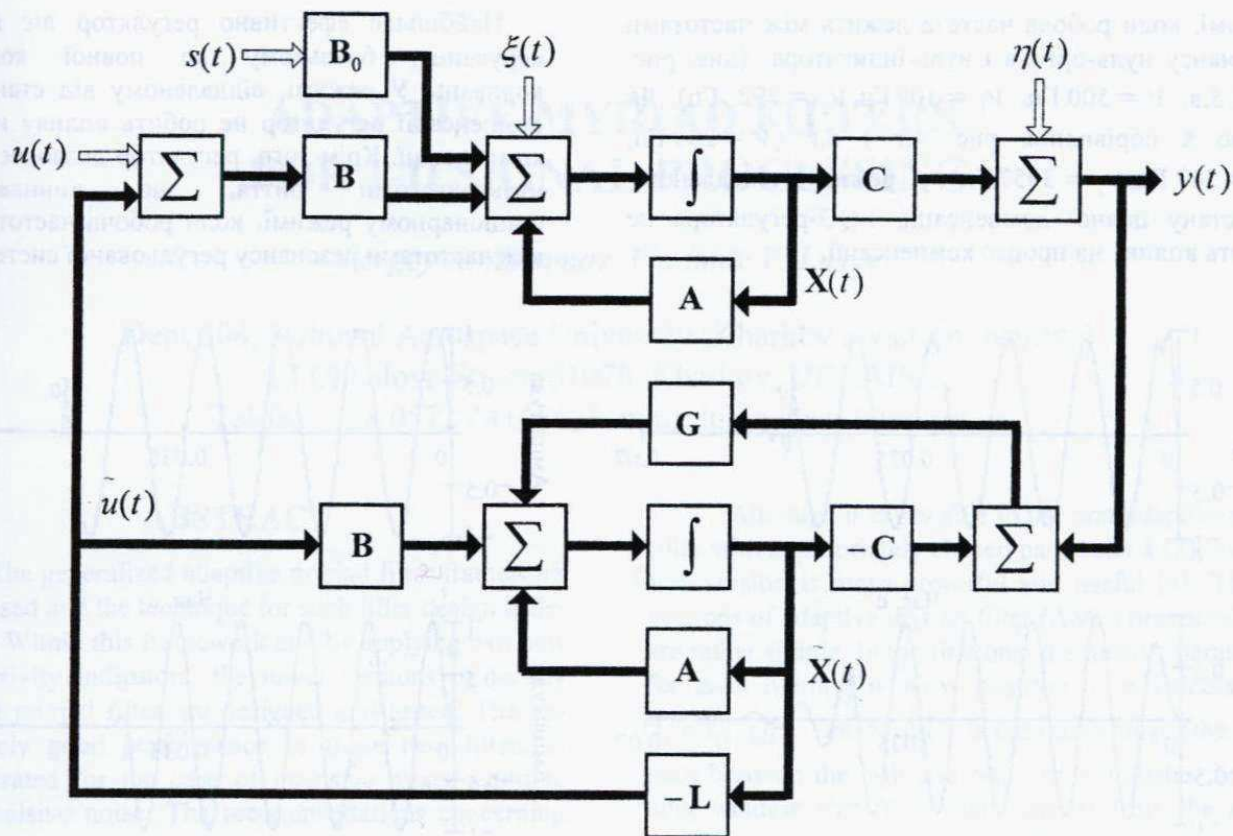


Рис. 2. Блок-схема замкнутої системи керування компенсацією камери малого об'єму.

2. РЕЗУЛЬТАТ МОДЕЛЮВАННЯ

Моделювання керування камерою проводилося для системи, динаміка якої характеризується співвідношеннями (2). АФЧХ розімкнутої системи показана на рис. 3, а, в. Резонансна частота нуля-органа $\nu_1 = 547$ Гц, нуль-індикатора — $\nu_2 = 3957$ Гц, їх добротності $Q_1 \approx 4.6$ і $Q_2 \approx 6.4$. На рис. 3, б зображена АЧХ тієї ж системи, але з контуром зворотного зв'язку по стану, підключеному до входу керування. ФЧХ замкнутої і розімкнутої систем практично ідентичні. З порівняння представлених даних видно, що LQG-регулятор усуває низькочастотний полюс системи, практично не змінюючи її фазових властивостей. У даному випадку значимість помилки спостереження $\sigma = 10$.

На рис. 4, а і 5, а зображені відгуки системи при компенсації, проведеної на частоті $\nu = 100$ Гц. У момент часу t_0 зовнішнім керуючим сигналом система переводилася в режим повної компенсації зміною фази сигналу керування на -90° . Видно, що LQG-регулятор послабляє перехідний процес, що виникає при стрибку фази сигналу керування. Як видно з рис. 4, б і 5, б ($\nu = 120$ Гц, $\nu_1 = 164$ Гц, $\nu_2 = 1189$ Гц) ефект застосування LQG-регулятора зростає при наближенні робочої частоти до частоти резонансу системи. Більш того, LQG-регулятора усуває також низькочастотні биття, що виникають при роботі камери в стаціонарному

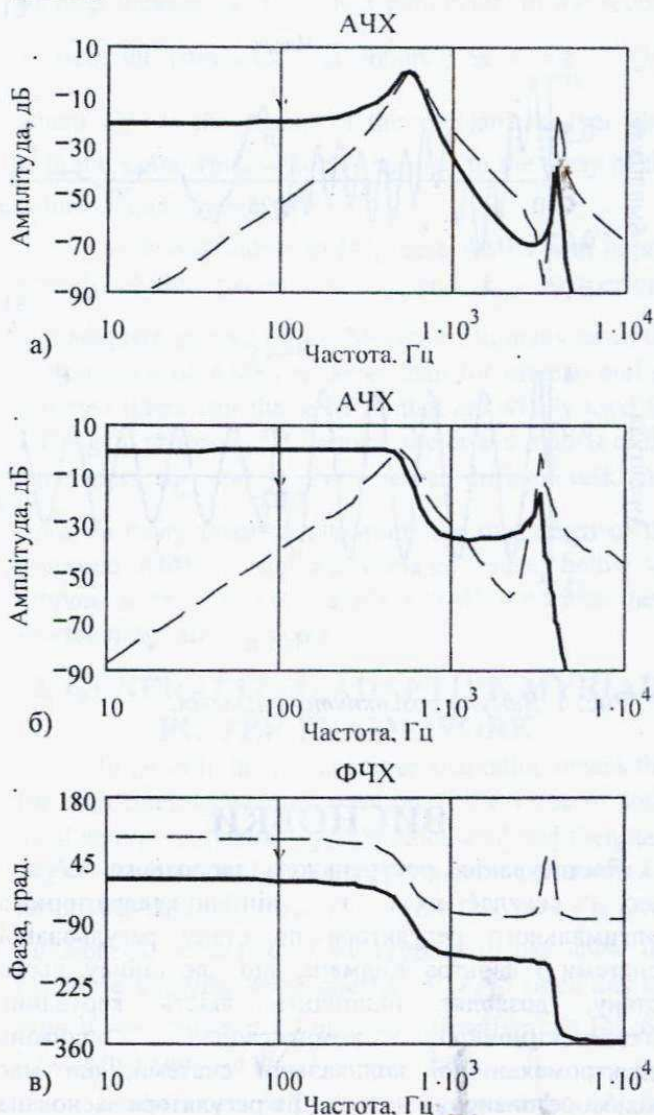


Рис. 3. АФЧХ (а, в) розімкнутої і АЧХ (б) замкнутої систем: — вхід керування, --- опорний

режимі, коли робоча частота лежить між частотами резонансу нуль-органа і нуль-індикатора (див. рис. 4, в і 5, в, $\nu = 500$ Гц, $\nu_1 = 109$ Гц, $\nu_2 = 792$ Гц). Як видно з порівняння рис. 4, г і 5, г ($\nu = 200$ Гц, $\nu_1 = 547$ Гц, $\nu_2 = 3957$ Гц) у режимі, віддаленому від стану повної компенсації, LQG-регулятора не робить впливу на процес компенсації.

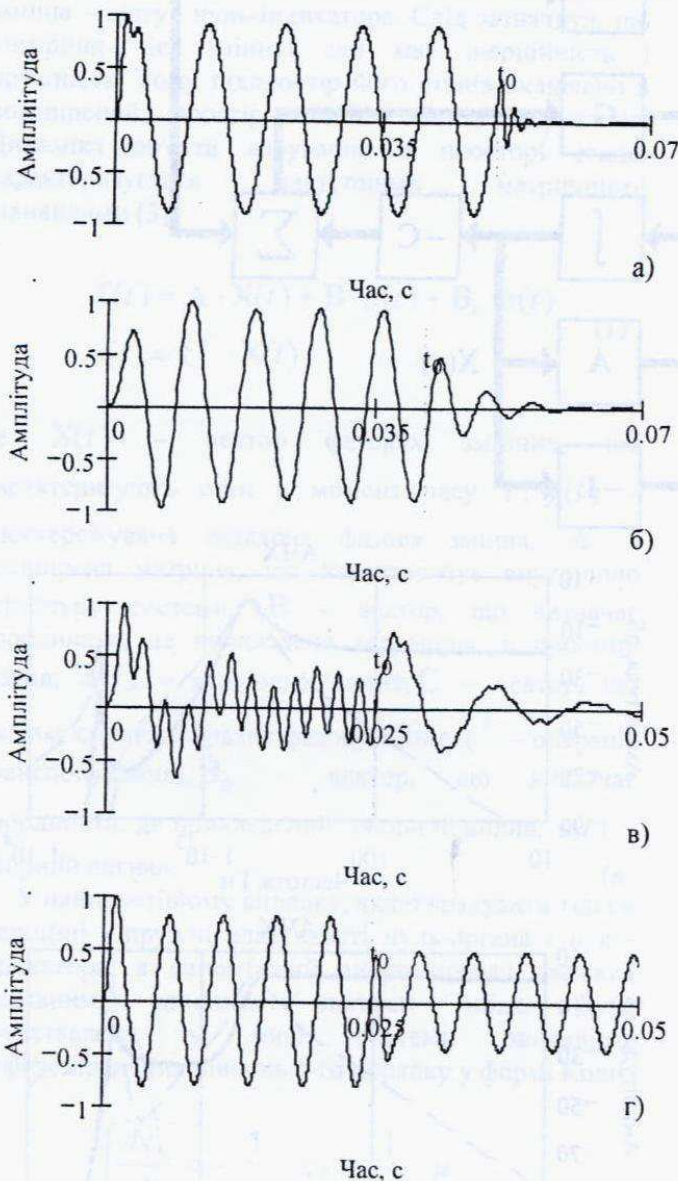


Рис. 4. Відгуки розімкнутої системи.

Найбільше ефективно регулятор діє в режимі керування, близькому до повної компенсації коливань. У режимі, віддаленому від стану повної компенсації регулятор не робить впливу на процес компенсації. Крім того, регулятор дозволяє усувати низькочастотні биття, що виникають в стаціонарному режимі, коли робоча частота лежить між частотами резонансу регульованої системи.

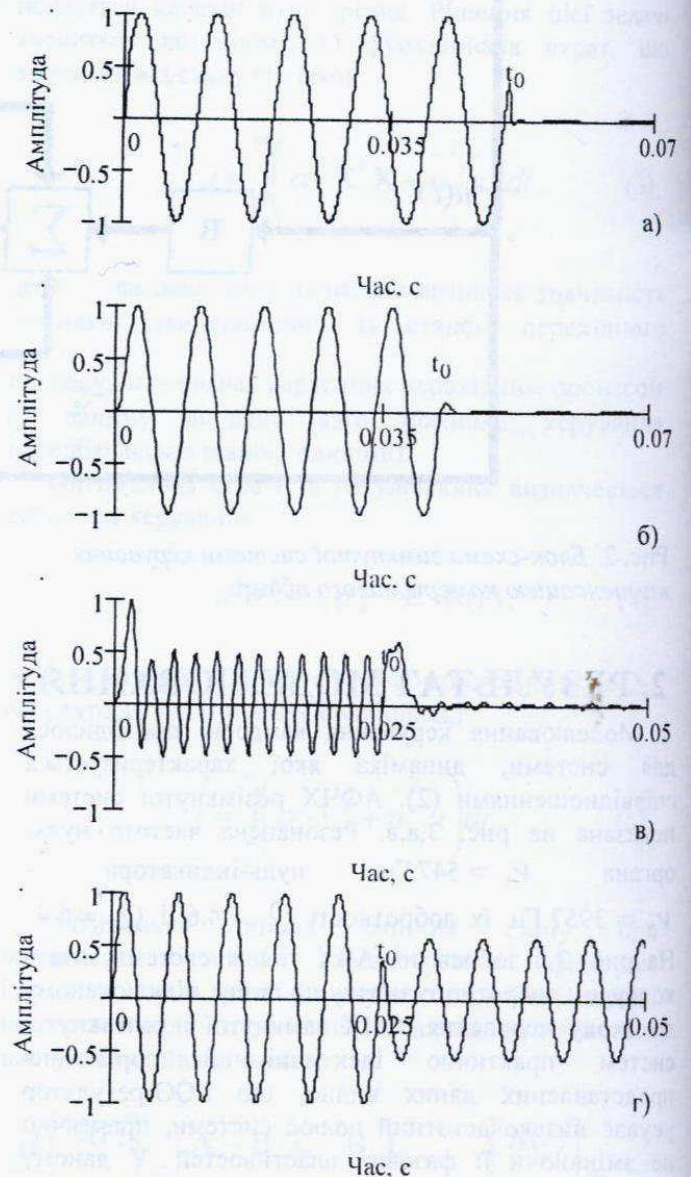


Рис. 5. Відгуки замкнутої системи.

ВИСНОВКИ

Застосування рекурсивного зворотного зв'язку, що складається з лінійно-квадратичного оптимального регулятора по стану регульованої системи і фільтра Калмана, що дає оцінку цього стану, дозволяє підвищити якість керування п'єзоелектричною компенсацією коливань електромеханічної коливальної системи, що має кілька резонансних частот. Дія регулятора заснована на зниженні впливу перехідних процесів, що виникають у момент зміни амплітуди чи фази гармонійного сигналу на вході керування.

ЛІТЕРАТУРА

1. Справочник по гидроакустике/ А. П. Евтютов, А. Е. Колесников, Е. А. Корепин и др. Л.: Судостроение, 1988. 522 с.
2. Маццола К. Дж., Бердуэлл Дж. Д., Атанс М. Регулировка излучаемого давления с помощью обратной связи, зависящей от состояния системы.//Подводная акустика и обработка сигналов/Под ред.Л. Бьёрне. М.: Мир, 1979. С. 251-255.
3. Браммер К, Зиффлинг Г. Фильтр Калмана-Бьюси. М.: Наука, 1982. 200 с.

ADAPTIVE MYRIAD FILTERS FOR 1-D SIGNAL PROCESSING

Sergey K. Abramov, Vladimir V. Lukin

Dept 504, National Aerospace University (Kharkov Aviation Institute)
17 Chkalova Street, 61070, Kharkov, UKRAINE,
Tel/fax + 38 0572 441186, E-mail: lukin@xai.kharkov.ua

ABSTRACT

The generalized adaptive myriad filter framework is proposed and the technique for such filter design is described. Within this framework and by applying two new local activity indicators, the novel versions of locally adaptive myriad filter are designed and tested. The appropriately good performance of these new filters is demonstrated for the case of intensive mixed additive and impulsive noise. The recommendations concerning the filter parameters selection are presented.

1. INTRODUCTION

For many practical applications of 1-D signal processing it is typical that informational signal is corrupted by mixed noise, i.e. simultaneously present additive and impulsive noise. For improving the extraction of useful information from signal or for enhancing the accuracy of its post-processing in these applications it is necessary to reduce the influence of that type of noise. For these purposes linear filters cannot be applied due to presence of impulses, and, furthermore, transitions in informational signal of its own. Therefore, nonlinear filters should be used since they are able to simultaneously remove spikes, suppress the additive noise component and preserve transitions in signals well enough [1].

But nonlinear filters do not possess these "contradictory" properties simultaneously. Filters can only provide some trade-off between additive noise suppression efficiency, transition preservation and impulse rejection; besides, this tradeoff for each nonlinear filter is fixed. This shortcoming can be overcome in the recently introduced myriad filter [2].

The main feature of standard myriad filter (SMF) is that it has a tunable parameter k that controls its behavior. For rather small k values the SMF works in essentially nonlinear mode and possesses good robust properties. On the contrary, when k is rather large, SMF practically performs as mean filter and, consequently, it has good additive noise suppression. Thus, for SMF (in case of the fixed scanning window size N) the trade-off between the additive noise suppression efficiency and the ability to remove spikes can be easily changed by means of varying the tunable parameter k .

Although it is possible to use non-adaptive myriad filter with appropriately chosen parameter k [3], its adaptive version is more powerful and useful [4]. The two versions of adaptive myriad filter (AMF) presented in [4] are rather simple. In the first one, the tunable parameter k for each running window position i is calculated as $k_i = k_Q \cdot Q_i^{pq}$, where Q_i^{pq} is the quasi-range (the difference between the q -th and p -th order statistics for scanning window size N) of data sample from the current running window, and k_Q is a parameter. In the second version, the parameter k is obtained as $k_i = k_{Qf} \cdot Q_i^f$,

where Q_i^f is the output of the standard median filter with the same window size N applied to the array of the values of quasi-range Q_i^{pq} .

As it was shown in [4], these AMFs with appropriately chosen parameters k_Q and k_{Qf} outperform non-adaptive myriad filters. Moreover, in many cases the performance of AMFs is better than for median and α -trimmed filters (for the same N) that are widely used for 1-D signal processing. However, the determination of the parameters k_Q and k_{Qf} is a rather difficult task. Besides, in many practical situations the robustness of the proposed AMFs is not appropriate. Hence, below we propose some new versions of the AMF for which these shortcomings are overcome.

2. GENERALIZED ADAPTIVE MYRIAD FILTER FRAMEWORK

In general, the myriad filter adaptation means that for each running window position i the value of some local activity indicator (LAI) is calculated and then, taking into account the LAI value, the tunable parameter k is adaptively adjusted, thus, $k_i = f(LAI_i)$ where f is some function. As a function f we propose to use linear dependence implying some coefficient k_{LAI} since this approach was shown itself as rather effective one [4]. So, let's further suppose that $k_i = k_{LAI} \cdot LAI_i$.

Furthermore, SMF is scale non-invariant [2], i.e. its properties depend upon data scale, hence we propose to use some normalized tunable parameter k/σ_a instead

of parameter k , where σ_a is the standard deviation (STD) of additive noise. So, as will be denoted below, we assume that additive component of the mixed noise obeys Gaussian distribution with the STD σ_a .

Summarizing the aforesaid, our design of the proposed AMFs consists of two stages. At the first one, an optimal value of $(k/\sigma_a)_{opt}$ that provides the best trade-off between additive noise suppression efficiency, signal transitions preservation and spike rejection abilities is found. At the second stage a coefficient $k_{SC} = \sigma_a/LAI$ that is simply the proportionality coefficient between STD and LAI values for the constant level signal fragment is determined. Finally, the k_{LAI} value is calculated as $k_{LAI} = (k/\sigma_a)_{opt} k_{SC}$.

The requirements to the LAI are the following. First, its value should characterize the scale of data samples in the scanning window that are not corrupted by spikes, i.e. LAI should be robust to impulsive noise. Second, for neighborhoods of sharp transitions in signal the LAI values have to be approximately the same as for the fragments of constant signal.

3. PROPOSED LOCAL ACTIVITY INDICATORS

One disadvantage of the already used quasi-range (QR) and median filtered quasi-range (MQR) LAIs [4] is their insufficient robustness (in cases of rather large probabilities of spike occurrence). Another drawback of QR and MQR is that their values are greatly influenced by sharp signal transitions (for example, the neighborhoods of samples with indices 50, 250, 300 of the test signal shown in Figure). So, now we propose to use two new LAIs: 1) the median of the absolute deviation from the median (MAD) [5], and 2) the so-called "minimized" quasi-range (MQR) specially designed by us.

The MAD parameter for the running window position i is defined as $MAD_i = \text{med}\{|x_j - \text{med}\{x_i\}|\}$, where $\{x_i\}$ is the data sample formed from the values within the current running window and $j = i - N/2, i + N/2$. The MQR parameter is expressed as $MQR_i^m = \min_l(Q_l^m)$, $l = m+1, N-m$, where $Q_l^m = x^{(l+m)} - x^{(l-m)}$, and m is the parameter that corresponds to the half of the inter-quantile distance $(q-p)/2$ in the usual quasi-range Q_i^{pq} .

The MAD parameter is widely used as robust local scale estimator [5] and, as known, it is more robust than quasi-range. Beside, MAD is less sensitive to the influence of signal sharp transitions.

The use of the minimization operation in the proposed procedure of the MQR allows increasing robustness of the standard QR in the case of identical sign spikes. In such cases QR can reject only $p-1$ spikes while

MQR can reject $2m = q - p = N - 2p + 1$ spikes. Since, for the same considered window size $N=9$ and for $p=3$ and $q=N-p+1=7$ QR can reject only two spikes while MQR can reject four. Because of the same reason, this modification has an improved insensitiveness of LAI to sharp signal transitions.

All the LAI parameters are calculated for the same scanning window position and size N as the proposed AFM output is derived.

4. CONSIDERED SIGNAL/NOISE MODEL AND FILTER PERFORMANCE CRITERIA

As has been mentioned above, we suppose that noise is mixed, and it contains additive and impulsive components. Furthermore, we consider the most complicated case of spikes with identical sign. So the model of a 1-D sampled data sequence we used is

$$y(i) = \begin{cases} S(i) + n_a(i), & \text{with probability } 1 - P_{imp} \\ S(i) + n_{imp}(i), & \text{with probability } P_{imp} \end{cases}, \quad (1)$$

where $S(i)$ denotes the true signal value of the i -th sample; $n_a(i)$ is the zero mean Gaussian additive noise with the variance σ_a^2 ; $n_{imp}(i)$ defines the amplitude of impulsive noise that occurs with the probability P_{imp} . The test signal shown in Figure consists of different fragments peculated to the most of real-live situations: 1) a constant signal (for example, the fragment with indices from 5 to 45); 2) a step edge (positioned on the 50-th sample); 3) piecewise linear curves (indices 90-110 and 190-210); 4) linearly increasing and decreasing signals (for example, the fragments with indices 110-140 and 160-190), 5) a peak-like maximum (90-110); 6) a polynomial maximum (265-285), and 7) piecewise linear and polynomial curves (the junction points have the indices 250 and 300).

As the general characteristic of the AMFs and others concerned filters efficiency we used the MSE criterion χ_i calculated for the entire test signal. Besides, in order to analyze noise suppression efficiency and transitions preservation separately we calculate some local MSE values χ_{loc} for different signal regions (sub-indices of χ_{loc} in Table 2 correspond to the fragment margins).

5. AMF PARAMETER SELECTION

In order to determinate the k_{SC} value, the special analysis has been performed. For the constant level signal fragment corrupted by only additive Gaussian noise with several variance values $\sigma_a^2 = 0.01; 0.03; 0.05; 0.1$ ($\sigma_a = 0.1; 0.17; 0.22; 0.32$) the mean values of the LAI parameters calculated for entire signal were obtained. As it has been established, these mean MAD and MQR LAI values relate to σ_a as $\sigma_a \approx 1.5 \overline{MAD}$ (see also [5]) and

$\sigma_a \approx 1.22 \overline{MQR}$, i.e. $k_{SC} = 1.5$ for MAD and 1.22 for MQR.

Generalizing the previously obtained results concerning myriad filter parameter selection [3,4] one can conclude that the optimal $(k/\sigma_a)_{opt}$ value is within the range 0.7÷1.0. So, the optimal value of k_{LAI} is expected to be within the range 1.05÷1.5 for MAD and 0.85÷1.22 for MQR, respectively.

6. NUMERICAL SIMULATION RESULTS

Besides the new AMF versions based on MAD (*Adapt III*) and MQR with $m=2$ (*Adapt IV*) we also simulated two old AMF versions [4] based on QR with $p=3$ and $q=7$ (*Adapt I*) and MQR (*Adapt II*). For comparison we obtained numerical simulation results for the standard median (*Median*) and α -trimmed (α -*Trim*) filters. These results for four different noise environments (different parameters in model (1) - *Cases A, B, C, and D*) are presented in Table 2. The best results (minimal χ values) for each AMF for different k_{LAI} are marked by bold formatting and the best result among all considered AMFs is marked by **bold italic** formatting.

As seen from Table, for each AMF the optimal value of the k_{LAI} coefficient that provides the best general characteristic χ_i of the filter can be found. The increasing of k_{LAI} value with respect to the value k_{LAI}^{opt} brings to noise suppression improving but signal transition preservation becomes worse. On the contrary, the decreasing of k_{LAI} value leads to noise suppression degradation but signal transition preservation improves.

The best integral characteristics χ_i for all *Cases* are obtained for *Adapt IV* filter (for optimal k_{LAI}^{opt}). As the analysis of the local MSE values shows, in *Cases A, B, and C*, when the level of the additive and impulsive noise is relatively small, it happens only due to perfect preservation of piecewise linear and polynomial curve (indices 240-260) but for the rest test signal fragments the best results are obtained for *Adapt II* filter. As for the *Case D*, when the destructive influence of mixed noise is very strong, the *Adapt IV* filter is the best for almost all test signal fragments, i.e. this filter is the most robust among the considered AMFs.

The *Adapt III* filter occupies the intermediate place between *Adapt II* and *Adapt IV* filters. This means that MSE χ_i for *Adapt III* filter is usually a little bit worse than for *Adapt IV*, but it is better than for *Adapt II*. On the other hand, almost all χ_{loc} values (except $\chi_{240-260}$) for the *Adapt III* filter are better than for *Adapt IV*, but they are worse than for *Adapt II*.

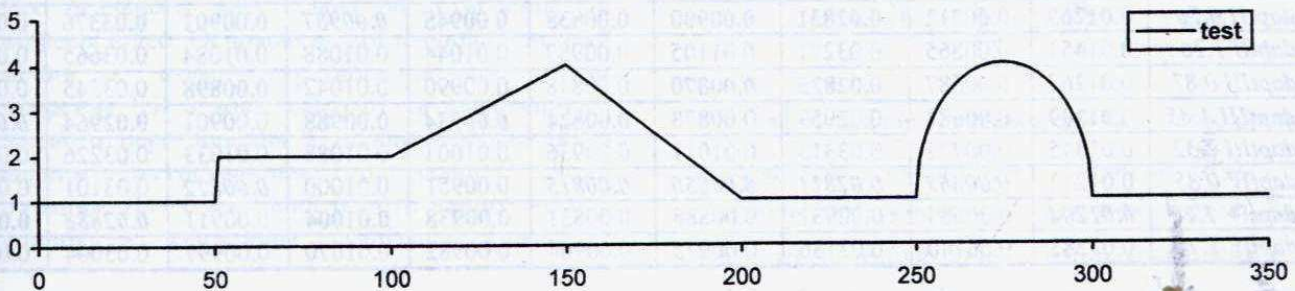
It is especially interesting that the proposed AMFs provide better preservation of step edge than the standard median filter commonly considered the best in this sense.

CONCLUSIONS

The proposed AMFs based on MAD and MQR LAIs possess good noise suppression efficiency and, at the same time, accurate signal transitions preservation. For the considered test signal and noise properties they improve input SNR by 7...11 dB. These filters (in the sense of total MSE χ_i) outperform the median and α -trimmed filters that are widely used for 1-D signal processing. Moreover, the characteristics of the proposed AMFs are better than for previously designed AMFs, especially for the case of very intensive additive and impulsive noise ($\sigma_a^2=0.03, P_{mp}=0.1$).

REFERENCES

- [1] Pitas I., Venetsanopoulos A.N. *Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications*. New York: Kluwer Academic Publishers, 1990.
- [2] Kalluri S., Arce G. *Adaptive weighted myriad filter algorithms for robust signal processing in α -stable noise environments*. IEEE Trans. On Signal Processing, Vol. 46, pages 322-334, Feb. 1998.
- [3] Abramov S.K., Lukin V.V., Astola J.T. *Myriad filter properties and parameter selection*. - Proc. of the Fifth All-Ukrainian international conference UkrO-BRAZ'2000, 2000, Kyjiv, Ukraine, p.p.59-62.
- [4] Abramov S., Lukin V., Astola J. *Adaptive myriad filter*. - CD-ROM Proceedings of NSIP'2001, June 2001, Baltimore MD USA, 5 p.
- [5] Astola J., Kuosmanen P. *Fundamentals of Nonlinear Digital Filtering*. CRC Press LLC, USA, 1997.



The considered noise-free test signal

Table. The entire and local MSEs for the considered filters ($N=9$).

	χ_1	χ_{10-40}	χ_{40-60}	χ_{90-110}	$\chi_{110-140}$	$\chi_{140-160}$	$\chi_{160-190}$	$\chi_{190-210}$	$\chi_{240-260}$	$\chi_{265-285}$
Case A: $\sigma_a^2=0.01$; $P_{imp}=0$; $n_{imp}=0$										
Noise	0.01000	0.00995	0.01016	0.01000	0.01005	0.00998	0.01008	0.00981	0.00991	0.01001
Median	0.00273	0.00166	0.00407	0.00213	0.00237	0.00369	0.00309	0.00244	0.00542	0.00228
α -Trim	0.00441	0.00129	0.02206	0.00153	0.00145	0.00256	0.00154	0.00163	0.01485	0.00160
AdaptI 0.50	0.00316	0.00166	0.00795	0.00212	0.00232	0.00358	0.00291	0.00235	0.00723	0.00223
AdaptII 0.70	0.00316	0.00166	0.00795	0.00212	0.00232	0.00358	0.00291	0.00235	0.00723	0.00223
AdaptII 1.26	0.00333	0.00124	0.00288	0.00150	0.00146	0.00254	0.00147	0.00159	0.01581	0.00156
AdaptIII 0.87	0.00290	0.00182	0.00258	0.00236	0.00272	0.00406	0.00357	0.00270	0.00581	0.00251
AdaptIII 1.45	0.00229	0.00152	0.00434	0.00186	0.00197	0.00314	0.00230	0.00203	0.00392	0.00197
AdaptIII 2.32	0.00266	0.00133	0.00929	0.00157	0.00154	0.00264	0.00162	0.00169	0.00657	0.00167
AdaptIV 0.85	0.00256	0.00171	0.00246	0.00217	0.00243	0.00371	0.00307	0.00244	0.00462	0.00229
AdaptIV 1.28	0.00218	0.00148	0.00361	0.00181	0.00190	0.00305	0.00218	0.00197	0.00374	0.00191
AdaptIV 1.70	0.00227	0.00136	0.00573	0.00162	0.00161	0.00273	0.00174	0.00175	0.00483	0.00172
Case B: $\sigma_a^2=0.01$; $P_{imp}=0.03$; $n_{imp}=1.0$										
Noise	0.03993	0.03949	0.03783	0.04029	0.03934	0.04253	0.04102	0.03964	0.04015	0.04072
Median	0.00413	0.00185	0.00971	0.00244	0.00271	0.00399	0.00385	0.00304	0.01232	0.00235
α -Trim	0.00531	0.00159	0.02439	0.00192	0.00189	0.00293	0.00232	0.00231	0.01846	0.00179
AdaptI 0.50	0.00423	0.00178	0.01212	0.00222	0.00247	0.00375	0.00328	0.00268	0.01310	0.00226
AdaptII 0.70	0.00388	0.00159	0.00835	0.00203	0.00226	0.00341	0.00279	0.00243	0.01373	0.00201
AdaptII 1.26	0.00443	0.00142	0.00962	0.00169	0.00171	0.00280	0.00204	0.00207	0.01989	0.00169
AdaptIII 0.87	0.00412	0.00189	0.00919	0.00244	0.00280	0.00415	0.00384	0.00296	0.01200	0.00249
AdaptIII 1.45	0.00334	0.00160	0.01034	0.00197	0.00211	0.00332	0.00269	0.00236	0.00873	0.00197
AdaptIII 2.32	0.00359	0.00145	0.01381	0.00176	0.00180	0.00295	0.00228	0.00215	0.01068	0.00173
AdaptIV 0.85	0.00372	0.00176	0.00915	0.00223	0.00251	0.00380	0.00333	0.00269	0.01043	0.00226
AdaptIV 1.28	0.00322	0.00155	0.00987	0.00192	0.00205	0.00324	0.00260	0.00231	0.00838	0.00191
AdaptIV 1.70	0.00326	0.00146	0.01134	0.00180	0.00186	0.00302	0.00236	0.00219	0.00899	0.00176
Case C: $\sigma_a^2=0.03$; $P_{imp}=0.03$; $n_{imp}=1.0$										
Noise	0.06012	0.06009	0.06176	0.06121	0.06079	0.06154	0.05925	0.06031	0.05879	0.05974
Median	0.00844	0.00559	0.01628	0.00602	0.00638	0.00755	0.00724	0.00673	0.01945	0.00601
α -Trim	0.00852	0.00447	0.02839	0.00481	0.00481	0.00574	0.00508	0.00521	0.02332	0.00467
AdaptI 0.50	0.00817	0.00535	0.01754	0.00564	0.00605	0.00734	0.00680	0.00635	0.01854	0.00583
AdaptII 0.70	0.00758	0.00475	0.01379	0.00512	0.00553	0.00682	0.00627	0.00574	0.01947	0.00527
AdaptII 1.26	0.00776	0.00424	0.01850	0.00453	0.00463	0.00569	0.00496	0.00495	0.02346	0.00456
AdaptIII 0.87	0.00852	0.00577	0.01542	0.00612	0.00667	0.00806	0.00762	0.00692	0.01893	0.00635
AdaptIII 1.45	0.00755	0.00489	0.01890	0.00516	0.00545	0.00664	0.00597	0.00575	0.01655	0.00529
AdaptIII 2.32	0.00780	0.00447	0.02361	0.00475	0.00487	0.00590	0.00520	0.00523	0.01974	0.00477
AdaptIV 0.85	0.00795	0.00538	0.01554	0.00568	0.00615	0.00746	0.00691	0.00639	0.01729	0.00589
AdaptIV 1.28	0.00736	0.00478	0.01826	0.00505	0.00533	0.00649	0.00582	0.00562	0.01608	0.00518
AdaptIV 1.70	0.00745	0.00452	0.02111	0.00480	0.00497	0.00603	0.00534	0.00531	0.01760	0.00485
Case D: $\sigma_a^2=0.03$; $P_{imp}=0.1$; $n_{imp}=1.0$										
Noise	0.13052	0.12980	0.13029	0.13455	0.13083	0.13012	0.12653	0.13243	0.12454	0.12877
Median	0.01398	0.00784	0.02967	0.01007	0.00978	0.01053	0.01183	0.01063	0.03580	0.00848
α -Trim	0.01513	0.00926	0.03775	0.01168	0.01048	0.01061	0.01128	0.01153	0.03551	0.00893
AdaptI 0.50	0.01266	0.00711	0.02872	0.00891	0.00852	0.00966	0.01010	0.00909	0.03274	0.00778
AdaptII 0.70	0.01267	0.00712	0.02831	0.00900	0.00838	0.00945	0.00987	0.00901	0.03376	0.00754
AdaptII 1.26	0.01451	0.00865	0.03271	0.01105	0.00987	0.01044	0.01088	0.01084	0.03665	0.00858
AdaptIII 0.87	0.01267	0.00687	0.02825	0.00870	0.00848	0.00990	0.01042	0.00898	0.03345	0.00793
AdaptIII 1.45	0.01209	0.00681	0.02959	0.00878	0.00824	0.00934	0.00988	0.00901	0.02964	0.00740
AdaptIII 2.32	0.01345	0.00772	0.03313	0.01011	0.00936	0.01003	0.01088	0.01033	0.03226	0.00805
AdaptIV 0.85	0.01213	0.00667	0.02811	0.00850	0.00815	0.00951	0.01000	0.00872	0.03101	0.00759
AdaptIV 1.28	0.01204	0.00683	0.02937	0.00888	0.00831	0.00938	0.01004	0.00911	0.02888	0.00742
AdaptIV 1.70	0.01283	0.00740	0.03136	0.00975	0.00904	0.00982	0.01070	0.00997	0.03004	0.00781

Хвилькове та Карунена-Лоева перетворення зображень у реальному часі

Мусатенко Ю. С., Курашов В. Н.

Лабораторія оптичної та мікрохвильової обробки інформації та теорії середовищ,
радіофізичний факультет, Київський національний університет імені Тараса Шевченка
Тел. (044) 266-0483; E-mail: ysm@mail.univ.kiev.ua

В роботі представлений розроблений авторами програмний пакет для здійснення хвилькового (wavelet)¹ та Карунена-Лоева(КЛ) перетворень зображень в реальному часі на персональному комп'ютері. При розробці пакету максимальна увага приділялась отриманню високої швидкодії. Для забезпечення високих швидкісних показників реалізацію перетворень було здійснено в цілих числах з використанням технології MMX. Розроблений пакет призначений для забезпечення роботи в реальному часі системи стиснення наборів зображень, розробленої авторами раніше.

ВСТУП

Ортогональні перетворення широко використовуються в системах стиснення зображень. Найбільш широко використовуваним, мабуть, є блочне косинусне перетворення, на основі якого побудований популярні стандарти стиснення JPEG та MPEG-2. Проте, на сьогоднішній день, було запропоновано більш ефективні системи стиснення на основі хвилькового перетворення [1-2] та перетворення КЛ [3] (в тому числі авторами даної роботи [4]). Як правило, базовим алгоритмом для даних систем стиснення є алгоритм EZW[4] і хвилькове перетворення. Багато інших систем стиснення використовують модифікації даного алгоритму з деякими покращеннями. Одним з основних недоліків таких систем є їх вища складність реалізації та низька швидкодія, що не дозволяє їм конкурувати з відомими стандартами в задачах реального часу таких як стиснення та декомпресія відео. Основою нашої існуючої системи стиснення є схема перетворення на основі перетворення КЛ вздовж осі часу та двовимірного хвилькового перетворення в площині зображень з подальшим застосуванням оригінальної схеми квантування. Для ефективної роботи даного методу необхідно є ефективна реалізація кожної з

складових. В даній роботі представлений пакет, який з високою швидкістю реалізує частину системи стиснення, яка відповідає перетворенню КЛ та хвильковому перетворенню.

Для хвилькового перетворення використовується відомий фільтр 9/7, який є одним з найкращих з точки зору використання в задачах стиснення з втратами.

Робота має таку структуру. В першому розділі коротко розглянуто перетворення КЛ, хвилькове перетворення та використовувані алгоритми їх здійснення. В ньому ж представлено схему розвинення для якої необхідно забезпечити високу швидкодію. В розділі 2 розглянуто реалізацію згаданих перетворень в цілих числах з використанням технології MMX. В третьому розділі представлено результати тестування швидкодії та точності відновлення. Наприкінці приведені висновки з роботи.

1. ПЕРЕТВОРЕННЯ СИГНАЛІВ ТА ЗОБРАЖЕНЬ

1.1 Перетворення Карунена-Лоева

Зміст перетворення КЛ полягає в мінімізації середньоквадратичної похибки ε^2 для K -вимірної проекції сигналу $\{U \in R^d\}$ для всіх K . Іншими словами, ми маємо знайти ортогональний базис $\{\phi_k^0\}_0^d$ такий, що задовольняє умові:

$$\varepsilon^2 = \left\langle \left\| U_n - \sum_{k=1}^K a_n^k \phi_k^0 \right\|_n^2 \right\rangle = \min. \quad (1)$$

Тут $\|\cdot\|$ позначає L^2 норму, а $\langle * \rangle$ - усереднення по генеральній сукупності. Функції ϕ_n^0 , що задовольняють умові (1.1), утворюють базис КЛ для заданого ансамблю $\{U\}$; а набір коефіцієнтів $\{a_n^k\}$, $k=1,2,\dots,d$, є коефіцієнтами розкладу сигналів ансамблю в базис. Варіаційна задача (1) дає рівняння на власні значення, котре відоме, як теорема КЛ [3]:

¹ Термін "хвилькове перетворення" є перекладом з англійської виразу "wavelet transform", даний переклад автори вважають найбільш вдалим.

$$G\phi_k^0 = \lambda_k \phi_k^0, \quad (2)$$

де G – кореляційна матриця вибірки $\{U_n^j\}$, а λ_k – власні числа матриці G . Оскільки кореляційна матриця після перетворення КЛ є діагональною, то координати $\{\mu_n^k\}$ векторів U_n в просторі, породженому базисними векторами $\{\phi_k^0\}_0^K$, є некорельованими випадковими величинами.

Основною проблемою, пов'язаною з перетворенням КЛ, є громіздкість чисельного розв'язку рівняння (2), яке має складність $O(Nd^2 + d^3)$; N – обсяг навчаючої вибірки.

1.1 Хвилькове перетворення

Останнім часом в системах обробки інформації широко використовується хвилькове перетворення. Воно забезпечує т.зв. мультирозрізнявальну декомпозицію, подає ансамбль через набір промасштабованих "копій" і є потужним засобом для аналізу та стиснення зображень, виділення ознак та розпізнавання образів. Однією з важливих переваг цього перетворення є низька складність, вона лінійно зростає з кількістю відліків. Нижче ми розглянемо основні принципи хвилькового перетворення [1-2].

Поняття мультирозрізнявального аналізу дозволило відшукати метод побудови хвилькового ортонормованого базису для простору сигналів скінченної енергії $L_2(R)$. У 1989 році Маллат [2] представив цей математичний метод, основна ідея якого полягає в такому. Ми маємо послідовність підпросторів $V_j \subset L_2(R)$, $V_j \subset V_{j-1}$, $j \in Z$ і функцію $\phi(x)$, таку, що послідовність функцій $\{2^{-j/2} \phi(2^{-j}x - n)\}$, $n \in Z$, утворює ортонормований базис у V_j . Традиційно W_j позначає ортогональне доповнення V_j в V_{j-1} , так що $V_{j-1} = V_j \oplus W_j$, де символ \oplus позначає суму підпросторів. Підпростори V_j обрано таким чином, що підпростори W_i є ортогональні між собою. W_j містить деталі j -го рівня аналізованого сигналу, тому, що він отримується як різниця підпросторів V_{j-1} і V_j , які містять апроксимації сигналу $j-1$ -го і j -го рівня відповідно. Можна показати, що можливо створити материнську функцію $\psi(x)$, таку, що послідовність функцій $\{2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - n)\}$, $n \in Z$, утворює ортонормований базис у W_j . Звідси очевидно, що набір функцій $\{2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - n)\}$, $n \in Z$, утворює ортонормований базис у $L_2(R)$. Апроксимація і деталі сигналу отримуються його ортогональним проектуванням у апроксимуючий і різницевий підпростори. Інформація, котра міститься у підпросторах V_j та W_j

може розглядатись як апроксимація та деталі j -го рівня сигналу $f(x)$ відповідно. Проекції сигналу в j -тий апроксимуючий та різницевий підпростори є:

$$c_n^j = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \cdot 2^{-j/2} \phi(2^{-j}x - n) \cdot dx; \quad (3)$$

$$d_n^j = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \cdot 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - n) \cdot dx.$$

В дійсності коефіцієнти подання сигналу, що відповідають підпросторам V_j та W_j обчислюються з попереднього рівня апроксимації V_{j-1} за допомогою пари фільтрів h і g за алгоритмом Маллата:

$$c_n^j = \sum_k \tilde{h}(2n-k) \cdot c_k^{j-1},$$

$$d_n^j = \sum_k \tilde{g}(2n-k) \cdot c_k^{j-1}. \quad (4)$$

Відновлення сигналу відбувається з використанням майже тих самих фільтрів і зворотнього ходу алгоритму:

$$c_n^{j-1} = \sum_k h(n-2k) \cdot c_k^j + \sum_k g(n-2k) \cdot d_k^j. \quad (5)$$

Тут відгуки пари фільтрів традиційно позначаються символами h та g для відновлюючої частини і $\tilde{h}(n)$ $\tilde{g}(n)$ для аналізуючої частини. Вони між собою пов'язані простими рівностями.

$$\tilde{h}(n) = h(-n),$$

$$\tilde{g}(n) = g(-n). \quad (6)$$

Якщо оператори \hat{H} і \hat{G} позначають згортку сигналу з низькочастотним та високочастотним відгуками h та g відповідно, то декомпозиція сигналу з $(j-1)$ -го рівня в j -й рівень здійснюється застосуванням операторів \hat{H} і \hat{G} до коефіцієнтів $(j-1)$ -го рівня. В результаті цього процесу ми отримуємо бінарне дерево для обчислення коефіцієнтів розвинення в набір підпросторів, котрий визначається хвильковим мультирозрізнявальним аналізом. Це дерево зображено на Рис.1. На кожному кроці ми здійснюємо розкладання коефіцієнтів розвинення сигналу в дві частотні смуги за допомогою фільтрів \hat{H} і \hat{G} та рекурсивно продовжуємо цю фільтрацію для низькочастотної частини розвинення сигналу. Коефіцієнти розкладання по хвильковому базису лишатимуться у блоках, котрі виділені на рисунку. Відновлення здійснюється за подібною схемою, тільки в зворотній бік.

Крім ортогональних хвилькових фільтрів часто користуються неортогональними, серед яких найпоширенішими є т.зв. біортогональні фільтри. До таких фільтрів відноситься і використовуваний нами відомий фільтр 9/7. Особливістю цих фільтрів є те, що не зважаючи на відсутність ортогональності вони дозволяють повне відновлення, крім того на відміну від ортогональних фільтрів вони можуть бути симетричними для довжин фільтра > 2 . Повне

відновлення можливе за рахунок того, що фільтрація вперед є проектуванням в деякий афінний базис, а зворотня фільтрація являє собою відновлення за допомогою взаємного базису. В зв'язку з цим фільтри h та g пов'язані з $\tilde{h}(n)$ та $\tilde{g}(n)$ зовсім інакшим чином, але фільтрація проводиться так само. Свою назву (біортогональні) ці фільтри отримали через те, що попарно ортогональними є фільтри h та $\tilde{g}(n)$ і g та $\tilde{h}(n)$. В багатьох роботах відмічено вищі показники біортогональних фільтрів поряд з ортогональними в задачах стиснення зображень.

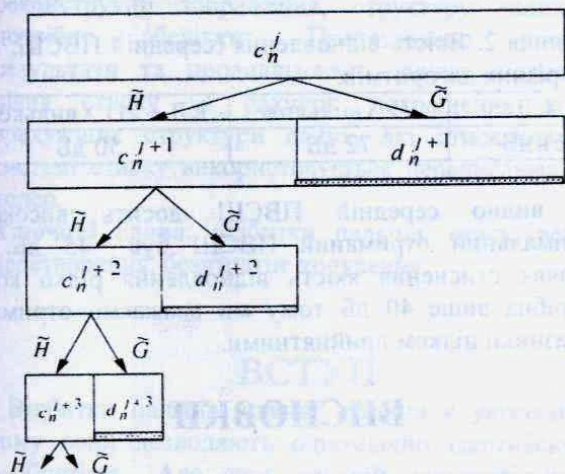


Рис. 1 Дерево хвилькових розвинень.

$A_{2^{-3}}^d f$	$D_{2^{-3}}^1 f$	$D_{2^{-2}}^1 f$	$D_{2^{-1}}^1 f$
$D_{2^{-3}}^2 f$	$D_{2^{-3}}^3 f$		
$D_{2^{-2}}^2 f$	$D_{2^{-2}}^3 f$		
$D_{2^{-1}}^2 f$	$D_{2^{-1}}^3 f$		

Рис. 2 Схема двовимірного хвилькового перетворення.

При застосуванні до зображень часто користуються простим сепарабельним узагальненням одновимірного хвилькового перетворення на двовимірний випадок. Як можна показати, схема перетворення, тоді має вигляд представлений на Рис. 2. При цьому оператор $D_{2^{-j}}^k f, k=1,2,3$ відповідає відшуканню деталей j -го рівня з k -ю

орієнтацією, а оператор $A_{2^{-j}}^d f$ є оператором побудови апроксимації сигналу. В одновимірному випадку є два оператори, а в двовимірному – чотири, які можна подати як добутки одновимірних.

Для задач стиснення наборів зображень нами проводиться перетворення фактично тривимірного набору даних. При цьому здійснюється перетворення КЛ по вісі часу, і двовимірне хвилькове перетворення в площині зображень. При цьому схема перетворення виглядає так як на Рис. 3.

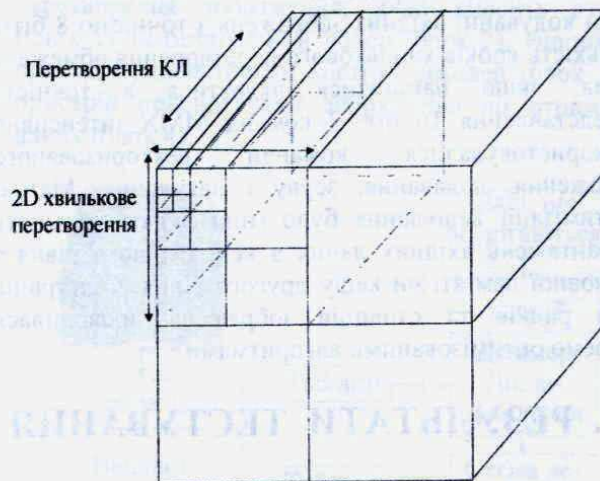


Рис. 3. Схема розрізнення при застосуванні перетворення КЛ по часовій осі і 2D хвилькового перетворення в площині зображень.

Далі нами розглядатиметься яким чином забезпечити здійснення представленого тривимірного перетворення в реальному часі.

2. РЕАЛІЗАЦІЯ ПЕРЕТВОРЕНЬ

Побудована ефективна реалізація описаного тривимірного перетворення містила такі складові.

1. У всіх найважчих ділянках використовувалися цілі числа з точністю 16 біт.
2. Найважчі обчислення здійснювалися з використанням команд MMX.
3. Для перетворення КЛ і хвилькового перетворення проводилася ґрунтовна оптимізація стратегії кешування.

Типовим ансамблем, для якого необхідно здійснювати перетворення є 16 зображень 768x768 з глибиною сірого 8 бітів. Зрозуміло, що оптимізація проводилася саме для подібних конфігурацій. Найважчими ділянками, які вимагали суттєвих оптимізацій були такі:

- Обчислення кореляційної матриці часових послідовностей пікселів. (Векторів часових послідовностей стільки, скільки пікселів у зображенні, тобто дуже багато).
- Отримання коефіцієнтів перетворення КЛ для кожного вектора часової послідовності пікселів.

Таблиця 1. Порівняльна таблиця швидкодії алгоритмів перетворень реалізованих з командами MMX та з плаваючою комою для ансамблю 16 зображень 768x768 на ПК Pentium III 1GHz.

Перетворення	Для алгоритму з командами MMX			Для алгоритму з плаваюч. комою			Пришвидження, разів
	Час всього, мс	Час на одне зображ., мс	Тактів на піксель	Час всього, мс	Час на одне зображ., мс	Тактів на піксель	
КЛ	336	21	35	20480	1280	2170	62
2D Хвилькове	672	42	70	27200	1700	2940	42
КЛ+Хвильк.	1008	63	105	47680	2980	5110	48

- Фільтрація за виразами (4)-(5) окремо для рядків та стовпців зображень.

При кодуванні вхідних зображень з точністю 8 бітів кількість кроків хвилькового перетворення обмежена 4-ма, якщо намагатися вкласти в точність представлення 16 біт. З команд MMX інтенсивно використовувалися команди векторизованого множення, додавання, зсуву і пакування. Метою оптимізації кешування було мінімізувати кількість завантажень вхідних даних в кеш першого рівня з основної пам'яті чи кешу другого рівня. Фільтрація для рядків та стовпців зображень проводилася окремо оптимізованими алгоритмами.

3. РЕЗУЛЬТАТИ ТЕСТУВАННЯ

Тестування проводилося з метою порівняння швидкодії з існуючими реалізаціями в числах з плаваючою комою та визначення точності відновлення. Для оцінки швидкодії використовувався ансамбль 16 зображень 768x768. Проводилося порівняння розробленого алгоритму реального часу з таким самим алгоритмом реалізованим в числах з плаваючою комою на ПК Pentium III 1GHz. Крім цього проводилося порівняння для складових – окремо для перетворення КЛ та для 2D хвилькового перетворення. Результати порівняння представлені в Таблиці 1. Видно, що проведені оптимізації дозволили досягнути великого виграшу в швидкості, а саме, в 40-60 разів. Як видно час обробки в перерахунку на одне зображення є 63мс, що дозволяє обробляти 15 зображень за секунду, а для зображень 512x512 вдасться обробляти 30 зображень на секунду. Подібні показники дозволяють використовувати даний алгоритм в системах реального часу. Зрозуміло, що підвищення частоти процесора, та перехід від команд MMX до SSE2 дасть ще додаткове підвищення швидкодії.

Оскільки перетворення здійснювалися в цілих числах з обмеженою точністю, то проводилося тестування якості відновлення. Якість оцінювалася на основі Пікового Відношення Сигнал Шум(ПВСШ) в децибелах, яке визначається так:

$$\text{ПВСШ} = 20 \log(255/\text{MSE}) \quad (7)$$

де 255 - максимальна амплітуда значень пікселів в зображенні, а MSE - величина середньоквадратичного відхилення пікселів відновленого зображення від

оригіналу. Як тестовий використовувався набір зображень Mobile.

Таблиця 2. Якість відновлення (середній ПВСШ, дБ) для різних алгоритмів.

КЛ	2D Хвилькове	КЛ + 2D Хвилькове
61 дБ	72 дБ	50 дБ

Як видно середній ПВСШ досить високий. Мінімальний отриманий ПВСШ був ~45 дБ. В задачах стиснення якість відновлення рідко коли потрібна вище 40 дБ тому ми вважаємо отримані показники цілком прийнятними.

ВИСНОВКИ

В роботі представлений розроблений авторами програмний пакет для здійснення хвилькового та КЛ перетворень зображень в реальному часі на персональному комп'ютері з використанням команд MMX. Досягнутий виграш порівняно з традиційною реалізацією є 48 разів. Отримана швидкодія тривимірного (КЛ x 2D Хвилькове) перетворення є 15 кадрів на секунду для ансамблю 16 зображень 768x768 на ПК Pentium III 1GHz. Крім використання на ПК розроблений алгоритм чи його складові можуть бути легко перенесені для використання на сигнальному процесорі типу TMS320C64x, що дозволить його використання в окремих пристроях без ПК.

ЛІТЕРАТУРА

1. Daubechies I. Ten lectures on wavelets. — Philadelphia, Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992. — 358с.
2. Mallat S.G. A Theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation // IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. — 1989. — v.31. — P. 674-693.
3. Фрэнкс Л. Теория сигналов. — М.: Сов. радио, 1974. — 344с.
4. О.М. Soloveyko, Musatenko Yu.S., V.N. Kurashov, V. A. Dubikovskiy Video compression based on enhanced EZW scheme and Karhunen-Loeve transform. — SPIE Proceedings. — v.4041. 2000. — pp.180-191.

СИСТЕМА СТИСКУ ДАКТИЛОСКОПІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ВЕЙВЛЕТНОГО ПЕРЕТВОРЕННЯ

Олег Капшій¹, Богдан Русин²

¹ФМІ НАН України, Львів 79601, вул.Наукова 5а, т.(0322)65-45-30, dep32@ipm.lviv.ua

²ФМІ НАН України, Львів 79601, вул.Наукова 5а, т./ф.(0322)63-41-09, rusyn@ipm.lviv.ua

Анотація В даній статті розглянуто метод втратного стиску зображень відбитків пальців людини, що базується на вейвлет перетворенні зображення. Описано структуру пристроїв стиску та реконструкції зображення, структуру даних, які потрібно зберігати. Представлено досягнуті результати та проаналізовано шляхи підвищення рівня стиску за рахунок покращення кодера, врахування структури даних, які стискаються. В системі стиску використовується перемислювальний кодер.

Ключові слова: відбитки пальців, стиск, вейвлет перетворення, безвтратне кодування.

ВСТУП

Відбитки пальців кожної людини є унікальними, тому вони дозволяють однозначно ідентифікувати особистість. Але при великій кількості людей, масиви дактилоскопічних зображень також стають дуже великими, а їхня ручна обробка ускладненою. Тому у всіх дактилоскопічних експертних підрозділах вводяться системи автоматичного розпізнавання відбитків. Всі системи такого типу використовують для порівняння не самі зображення, а певні набори ознак отриманих після обробки цих зображень. Кількість і розміри ознак є відносно невеликими, що дає можливість проводити пошук по дактилоскопічних базах у відносно короткі терміни. Але, враховуючи те, що такі системи не дають 100% імовірності розпізнавання, вони використовуються як системи підтримки прийняття рішень, які значно полегшують роботу із великими масивами даних. Такі системи вимагають операторів, тобто необхідності відображення зображень відбитків. З другого боку, кожна із таких систем містить лише набір відбитків певної кількості людей, при цьому, кожна з них має свої власні набори ознак, за якими проводиться ідентифікація, тому виникає задача передачі зображень відбитків між системами. Якщо зберігати повні зображення відбитків в базі, це буде займати величезні об'єми пам'яті. Так, для бази дактилокарт на 100 тис. осіб, при розмірах зображень 512x512 точок, 256 рівнях градації яскравості, зображення будуть займати близько 260 Гб простору. Тому постає задача стиску зображень. Безвтратний стиск дозволяє зменшити необхідний об'єм максимум в 2 рази. Цього є недостатньо, тому використовують втратні методи компресії [2].

1. СТРУКТУРА СИСТЕМИ

Найбільш вживана структурна схема втратної компресії представлена на рис.1. Схема містить блок перетворення зображення, який вносить втрати, (блок 1) та безвтратний кодер (блок 2). Відповідно пристрій реконструкції містить декодер (блок 3) та пристрій реконструкції зображення по отриманих даних (блок 4).

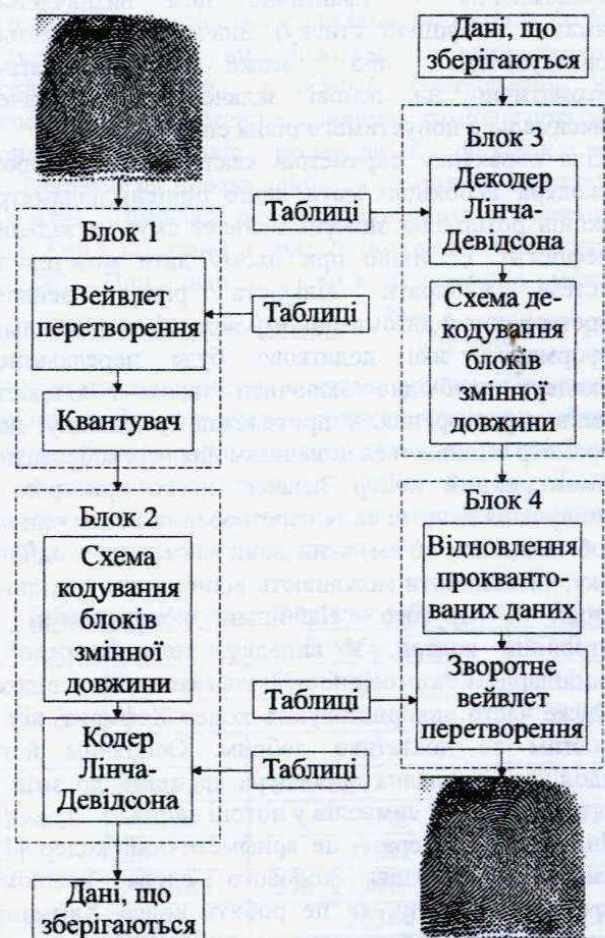


Рис.1. Структурна схема системи компресії

Робота блоку 1 полягає у перетворенні зображення у дані, спотворення яких менше впливає на саме зображення, ніж спотворення самого зображення напряму. При цьому такі дані після перетворення і контрольованого спотворення мають мати надлишковість, яка пізніше може бути усунена в блоці 2. Дуже популярним перетворювачем такого виду є пара вейвлет перетворювач – квантувач.

Вейвлет перетворення [1] переводить зображення у набір слабкорельованих частотно-просторових смуг, які дозволяють однозначно відновити зображення. У нашому алгоритмі використовується біортогональна пара фільтрів. Для роботи перетворювача як при стиску, так і при відновленні, відбувається синтез фільтрів на основі їхніх збережених імпульсних характеристик. Ці фільтри є незмінними при роботі зі всіма зображеннями.

Квантувач – це пристрій, який вносить втрати у дані за рахунок відображення неперервної множини можливих значень на обмежену кількість підінтервалів. У роботі використано нерівномірний квантувач із мертвою зоною. Параметри квантувача розраховуються для кожної смуги вейвлет перетворення окремо, на основі параметрів законів розподілів даних смуг після вейвлет перетворення та на основі бажаної швидкості створення повідомлення r (фактично цим визначається бажаний коефіцієнт стиску). Значення r задається користувачем, або може обраховуватися автоматично на основі заданого користувачем максимально допустимого рівня спотворень.

Для обрахунку параметрів квантувача на стороні декодера необхідно мати лише оцінені параметри законів розподілів значень вейвлет смуг та заданий коефіцієнт r . Якщо при цьому дати можливість системі вибирати кількість рівнів вейвлет перетворення в автоматичному режимі, то в загальну інформацію, яка додатково буде передаватися декодеру необхідно включити також і кількість рівнів перетворення, у протилежному випадку, цей параметр залишається незмінним для всіх зображень.

Безвратний кодер Задачею цього пристрою є маніпуляція даними та їх перетворення таким чином, щоб зменшити об'єм, який вони займають, з одного боку, та залишити можливість відновлення вихідних даних, з другого. Найбільш популярними є ентропійні кодери. У випадку, коли джерело є стаціонарним та імовірності появи символів є відомі – дуже часто використовують кодер Хафмана, він є простим та достатньо добрим. Основним його недоліком є складна процедура адаптації до змін у статистиці появи символів у потоці даних.

Інший вид кодера – це арифметичний кодер [4]. Замість присвоєння кодового слова кожному окремому символу, як це робить кодер Хафмана, арифметичний кодер кодує послідовності символів. Він оперує з кумулятивною складеною імовірністю, обрахованою по послідовності символів, і виводить її з точністю, достатньою для відновлення послідовності. Цей кодер може досягнути теоретичної границі Шенона при компресії даних. Основними недоліками методу є його обчислювальна складність та складність реалізації, а також те, що метод на даний момент закритий для використання патентами.

Зів-Лемпел кодування. Це дуже популярна методика, яка має велику кількість варіантів. Дана методика при компресії використовує динамічні

словники, які формуються на основі вхідних даних. Цим досягається висока степінь адаптації кодера до потоку вхідних даних. Серед кодерів цього сімейства є LZ77, LZ78, LZW та багато їхніх модифікацій. Кодери цього типу можуть бути дуже ефективними для кодування довгих стаціонарних сигналів з невідомою статистикою, але вони мають обмежену ефективність для нестационарних сигналів.

Перечислювальний кодер (enumerative coder) [3]

В алгоритмі стиску зображень відбитків пальців використано кодер, який робить перенумерацію стрічок. Базовий принцип роботи кодера полягає у наступному: Нехай дано стрічку символів довжиною n , яка містить рівно w одиниць, а решта символів – нулі. Нехай w є відомим, тоді існує

$$C(n, w) = \frac{n!}{w!(n-w)!}$$

таких стрічок і номер цієї стрічки у впорядкованому наборі таких стрічок унікально її визначає. При цьому номер стрічки можна передавати за допомогою лише $\log_2(C(n, w))$ біт. Існує багато швидких алгоритмів для генерації і декодування номера, особливо для малих n .

На даному етапі розробки методу компресії використовується схема кодування Лінча-Девідсона. Алгоритм роботи кодера виглядає наступним чином – побітно проглядається вхідна стрічка, що містить n символів, з яких w – одиниці. Якщо текучий символ рівний одиниці – до лічильника додається число стрічок, які мають такі самі символи у всіх попередніх позиціях, що й стрічка, яка проглядається, і нуль в текучій позиції.

Декодер, знаючи n та w , зчитує номер запису, який має довжину $\log_2(C(n, w))$, після чого працює за наступним алгоритмом: присвоює кожному наступному символу вихідної послідовності 0, якщо текучий номер стрічки є меншим за $C(n-i-1, left_1s)$, де i – текуче положення вихідної стрічки, $left_1s$ – кількість одиниць, які ще не було записано у вихідний потік. Якщо текучий номер стрічки не є меншим за $C(n-i-1, left_1s)$, тоді у вихідний потік записується 1, зменшується текучий номер на $C(n-i-1, left_1s)$.

Але для такого кодера необхідно для кожної послідовності з n символів передавати при кодуванні у вихідний потік кількість одиниць, присутніх в блоці. Для усунення цієї проблеми, вхідні для кодування дані попередньо обробляються за допомогою схеми кодування блоків змінної довжини у блоки однакової довжини. Принцип роботи кодера такої схеми полягає в наступному: задається n та w . При цьому кількість нульових символів у вхідних стрічках буде рівною $z = n - w$. Вхідний потік побітно зчитується і передається на вихід до тих пір, поки кількість переданих одиниць чи нулів не стане рівною w чи відповідно. Послідовність на виході доповнюється нулями у першому випадку, чи одиницями у другому, щоб її

довжина була рівною n . Таким чином, у всіх стрічок на виході буде довжину n та кількість одиниць w . Тобто на сторону декодера необхідно лише раз передати n та w . Далі використовується алгоритм Лінча-Девідсона, що був описаний вище.

Декодер для схеми кодування блоків змінної довжини працює наступним чином: з вхідного потоку читають символи до тих пір, поки кількість прочитаних одиниць чи нулів не буде рівна w чи z відповідно. Цю частину стрічки пересилають у вихідний потік, а решту символів із входу, що доповнюють стрічку до довжини n опускають.

2. РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ КОМПРЕСІЇ

Для реалізації вейвлет перетворення на стороні компресії та на стороні відновлення зображення зберігаються імпульсні характеристики для біортогональних фільтрів. Також, для пришвидшення процедур безтратного кодування та декодування зберігаються таблиці значень $C(n, w)$, для всіх можливих значень n та w . Вхідне зображення передається на вейвлет перетворювач, після чого для кожної смуги розраховуються параметри закону розподілу значень смуги. В якості апроксимуючого закону розподілу використано узагальнений гаусівський розподіл. Його параметр β передається в якості додаткової інформації на сторону відновлення для кожної смуги. Також в якості додаткової інформації передається дисперсія та розміри кожної смуги. На основі розрахованих параметрів, для кожної смуги розраховується свій квантувач. Після квантувача на вихід блоку 1 передаються не проквантовані значення, а номери рівнів квантування, які відповідають значенням в кожній точці смуги. Це дозволяє в подальшому уникнути операцій з числами з плаваючою комою, що збільшує швидкість системи. Після цього для кожної смуги складається бінарна матриця ненульових елементів, бінарна матриця знаків ненульових елементів, та матриця модулів ненульових елементів. Для кожної з матриць визначається імовірність появи одиниць в бінарному представленні матриці. На основі цієї інформації визначається n та w , виходячи з максимально можливого числа $C(n, w)$, яке можна поррахувати без округлень. Кожна з отриманих матриць обробляється за допомогою описаної вище схеми кодування блоків змінної довжини, а результат – за допомогою перечислювального кодера. Отримані дані потоком передаються на систему збереження. Також, в якості додаткової інформації, передається кількість одиниць у бінарному представленні матриці та кількість блоків даних отриманих для кожної матриці після схеми кодування блоків змінної довжини. Для зменшення кількості біт, які необхідно кодувати для матриць модулів ненульових елементів, для кожної такої матриці визначається максимальне значення модуля i , відповідно, кількість біт, яку

вимагається для кодування такого числа. Кількість біт передається в якості додаткової інформації.

На стороні відновлення на основі інформації про кількість одиниць у кожній бінарній матриці визначається n та w . Після цього дані проходять через декодер перечислювального кодера та декодер схеми кодування блоків змінної довжини (блок 3). При цьому використовуються передані значення кількості блоків даних для кожної матриці. В результаті отримують відновлені номери рівнів квантування для кожної точки всіх смуг.

Знаючи параметри законів розподілу значень кожної смуги формуються квантувачі для кожної смуги, що дозволяє перейти від номерів рівнів квантування до дійсних значень. Ці дані передаються на блок зворотного вейвлет перетворення, на виході якого отримують реконструйоване зображення.

Експериментальні дослідження системи Перевірка візуальної якості відновленого зображення для різних швидкостей створення повідомлення r (тобто кількості біт, які витрачаються на один символ) показало, що при $r=0.5-0.7$, спотворення, які вносяться в зображення, повністю компенсуються з допомогою методів попередньої обробки, що розраховані на підкреслення на зображенні структури відбитка. Приклад реконструйованого зображення при $r=0.5$ показано на рис.2г (вихідне зображення - рис.2б). При значенні $r=0.5$ теоретично можна досягнути стиску зображення в $\frac{8bps}{0.5bps} = 16$ раз.

Результати дослідження системи компресії подано у таблиці 1. Для порівняння приведені розміри наборів даних отриманих після стиску даних на виході блоку 1 за допомогою програм WinRar та zip. Також подано значення пікового співвідношення сигнал – шум для відновлених зображень

Таблиця 1. Результати стиску зображень ($r=0.5$)

Рисунок	Компресор	Розмір, байт	PSNR, дБ
Рис.2а	Власний	556+34061=34617	28.04
	WinRar	29258	
	Zip	31546	
Рис.2б	Власний	556+24131=24687	28.93
	WinRar	29369	
	Zip	32882	
Рис.2в	Власний	556+22346=22902	35.22
	WinRar	26364	
	Zip	28967	

Цікавим може бути використання результату вейвлет перетворення, а саме найбільш низькочастотної смуги. За рахунок зменшення роздільної здатності зображення, відображення папілярних ліній згладжуються і на місці власне відбитка залишається практично однорідна пляма, яка по інтенсивності відрізняється від навколишнього фону. Це можна використати для відділення власне відбитка від фону. Можна навіть використати звичайну операцію порогового

розділення, обробивши після цього отримане бінарне зображення медіанним фільтром.

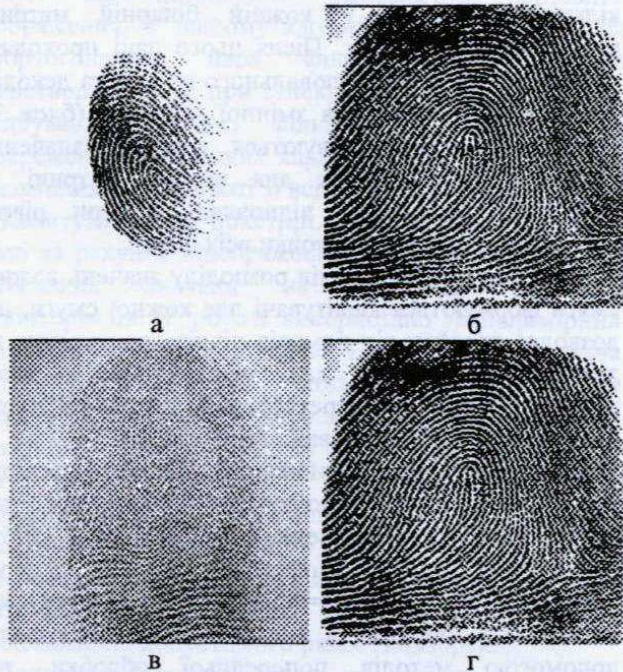


Рис.2 Приклади зображень відбитків (а,б,в) та відновленого після компресії зображення (г) при $r=0.5$

Шляхи покращення рівня компресії Якщо розглянути гістограми розподілу номерів проквантованих рівнів в кожній смугі, то типова гістограма буде мати вигляд показаний на рис.4. Ця гістограма відповідає припущенню про те, що закон розподілу значень в межах смуги відповідає узагальненому гаусівському розподілу. Але всі номери рівнів при передачі на схему кодування



Рис.3 Зображення вейвлет смуг для відбитка рис.2в

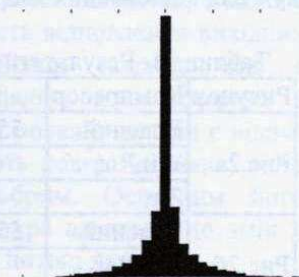


Рис.4 Типова гістограми розподілу значень вейвлетних смуг

блоків змінної довжини кодуються однаковою кількістю біт. Враховуючи те, що менші номери зустрічаються частіше, їх можна закодувати за допомогою меншої кількості біт, а ніж більші номери. Це додати ще один блок на початку безвартної частини, але дозволить збільшити рівень компресії. З другого боку, бінарне представлення номерів рівнів є різним по кількості та рівномірності розміщення одиниць (для прикладу 7 в бінарному представленні це 0111, а 8 – 1000). Тут виникає ще один шлях покращення кодування, а саме – кожному символу у відповідність ставиться нове бінарне

представлення так, щоб в межах смуги всі символи мали приблизно однакову рівномірно розміщену кількість одиниць у бінарному представленні. В цьому випадку покращиться робота схеми кодування блоків змінної довжини. Ще один шлях зменшення розміру необхідного об'єму полягає у використанні раніше згаданої особливості вейвлетного перетворення, яке дозволяє робити сегментацію власне відбитка. Тоді фон можна замінити довільними даними, які роблять зображення в цілому більш рівномірним, або взагалі відкидати фон і кодувати тільки область відбитка.

Також можна отримати зменшення більше ніж у два рази і для додаткових даних. Перш за все можна усунути інформацію про кількість блоків даних після схеми кодування блоків змінної довжини за рахунок додавання додаткових блоків обчислення. Оскільки розміри окремих смуг вейвлетного перетворення є відомими, то при декодуванні можна спочатку зчитати матрицю ненульових елементів, яка має розмір рівний кількості елементів смуги. З неї можна визначити розміри матриць від'ємних елементів та модулів елементів, вони рівні кількості одиниць в матриці ненульових елементів. Також на даному етапі розробки зберігається кількість одиниць для кожної матриці в бінарному представленні. Але особливістю процедури обрахунку параметрів квантувача є те, що паралельно обраховуються теоретичні імовірності попадання символів у інтервали квантувача. Знаючи ці імовірності та бітове представлення символів можна обрахувати і кількість одиниць у бінарних представленнях матриць.

ВИСНОВКИ

Розроблено систему стиску зображень відбитків пальців, забезпечує стиск зображень розміром 512x512 приблизно в 9.6 рази при збереженні якості зображення відбитка в межах, необхідних для збереження можливості подальшої роботи із відбитком. Показано шляхи покращення рівня стиску на основі аналізу гістограми розподілу значень проквантованих вейвлетних смуг. В подальшому планується досягнути ще більшого рівня стиску, за рахунок моделювання структури відбитка.

ЛІТЕРАТУРА

1. Antonini M., Barlaud M., Mathieu P., and Daubechies I. *Image coding using wavelet transform* // IEEE Trans. Im. Proc., vol. 1(2), pp. 205- 220, April 1992;
2. Brislawn Ch., Bradley J., Onyshczak R. and Hopper T. *The FBI compression standard for digitized fingerprint images* // Proc. SPIE, vol.2847, Denver, Aug. 1996;
3. Oktem L. *Hierarchical enumerative coding and its application in image compression* // Ph.D. dissertation, Tampere University, Finland, Oct. 1999;
4. Howard P. and Vitter J. *Practical implementations of arithmetic coding* // Image and Text Compression, James A. Storer, ed., Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, 1992, pages 85--112.

ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ВІДНОВЛЕННЯ ЗОБРАЖЕННЯ ІМПУЛЬСНИХ ПРОТЯЖНИХ ОБ'ЄКТІВ

О.В. Антонов, Ю.М. Герасимов, М.В. Руженцев

Національна Академія Наук України

Радіоастрономічний інститут

61002, Харків, МСП, Червонопрапорна, 4

Тел.: 44-83-51, Fax: (380)-572-476506, E-mail: ruzh@rian.kharkov.ua

У роботі розглядається якість відновлення зображення імпульсного протяжного об'єкта нелінійним ітераційним методом з обмеженнями - обліком апріорної інформації про ненегативність рішення і просторовий розмір об'єкта. Показано, що введення обмежень приводить до ефекту надвисокої роздільної здатності при відновленні границь об'єкта. Однак деталі його поверхні відновлюються недостатньо чітко. Крім того, у відновленому зображенні поблизу границь об'єкта виникають паразитні коливання. Розглянуто причини появи зазначених недоліків і запропонований алгоритм їхнього усунення. Попереднє виключення з відновлюваного зображення основної - детермінованої компоненти зображення дозволяє усунути відзначені недоліки. Інформація про основну компоненту зображення об'єкта встановлюється по його реальному запису. Математичне моделювання підтверджує значне підвищення якості відновлення зображення запропонованим алгоритмом.

1. ВСТУП

У різних областях науки та техніки, таких як астрономія, дистанційне зондування і т.п., предметом досліджень є зображення об'єктів. Викликано це тим, що детальна структура зображення даних об'єктів дозволяє виділяти важливу інформацію про їхні властивості, механізми утворення й еволюції. Повнота отриманої інформації у першу чергу залежить від якості реєстрації об'єктів, що спостерігаються, тобто від роздільної здатності, яку має прилад, що здійснює реєстрацію. У такий спосіб роздільна здатність, що її має прилад для реєстрації, є чинником, здатним істотно обмежувати можливості різних досліджень і експериментів. Підвищення якості реєстрації зображень можна забезпечити різними методами відновлення зображення. Існують різні лінійні та нелінійні методи відновлення зображення [1]. Лінійні методи, засновані на корекції зображення за допомогою

частотного фільтра, характеристика якого зворотна до апаратної функції приладу, що реєструє, дозволяють поліпшити якість зображення. Однак у цьому випадку відновлене зображення не має підвищеної роздільної здатності, що визначається шириною апаратної функції приладу, в межах якої виконується відновлення.

Інформація про структуру зображення, що загублена у вихідному зображенні приладу, що реєструє, може бути відновлена, якщо в процесі відновлення зображення врахувати апріорну інформацію про досліджуваний об'єкт. Подібна інформація є граничною, тому методи відновлення зображення, які враховують апріорну інформацію, є нелінійними.

Облік обмежень приводить до підвищення просторових градієнтів у відновленому зображенні, тобто до розширення спектра просторових частот зображення за межі смуги частот, які пропускаються апаратною функцією приладу, що еквівалентно одержанню ефекту надвисокої роздільної здатності. Фактично облік апріорної інформації в процесі відновлення приводить до генерації спектра просторових частот, що був подавлений апаратною функцією приладу.

Очевидно, чим більше апріорної інформації про об'єкт вивчення можна врахувати в процесі відновлення зображення, тим вище ефект надвисокої роздільної здатності і тим з більшою точністю відновлюється зображення.

Різні нелінійні методи, що враховують однотипну апріорну інформацію, досить еквівалентні між собою за одержуваними результатами і розрізняються лише більш-менш складним способом реалізації.

Найбільш простим з погляду обліку апріорної інформації способом реалізації є ітераційний нелінійний метод відновлення, у якому проводиться послідовна покрокова корекція відновлюваного зображення. При цьому з'являється можливість контролювати процес відновлення, визначати якість відновлення в залежності від числа ітерацій. Аналіз ефективності відновлення зображення нелінійним ітераційним методом

показує, що вона залежить від типу об'єкта. Найбільш складним є відновлення зображення імпульсних протяжних об'єктів. Типовим представником такого об'єкта може служити диск Сонця, на поверхні якого розташовані активні утворення з підвищеною яскравістю випромінювання. Відновлення такого об'єкта ітераційним методом з урахуванням інформації про його розмір приводить до появи на його поверхні паразитних коливань.

Задачею даної роботи є підвищення якості відновлення зображення шляхом розробки алгоритму застосування ітераційного методу, що усуває паразитні коливання.

2. ГОЛОВНА ЧАСТИНА

Розглянемо результати застосування нелінійного ітераційного методу відновлення зображення до задачі відновлення імпульсного протяжного об'єкта.

Ітераційний метод відновлення є розвитком лінійного методу інверсної фільтрації, у якому зображення відновлюється шляхом корекції його спектра просторових частот за допомогою оператора зворотного виду апаратної функції приладу, що реєструє. Розкладання зазначеного оператора в ряд, що сходиться, дозволяє перевести разову процедуру інверсної фільтрації в послідовний ітераційний процес покрокової корекції, що сходиться, спектра просторових частот відновлюваного зображення. За допомогою зворотного Фур'є перетворення даний процес ітераційного відновлення можна перевести в просторову область. Перехід від інверсної фільтрації до ітераційного процесу є лінійним і в такому виді обидва методи є еквівалентними по якості відновлення зображення. Однак на відміну від інверсної фільтрації в ітераційному методі з'являється можливість на кожному кроці відновлення одержуваний результат порівнювати з апіорною інформацією як по структурі зображення, так і по його спектру. Результат порівняння враховується на наступному кроці відновлення. У підсумку процес відновлення виявляється нелінійним і відновлюване зображення направляється в клас об'єктів, заданих апіорною інформацією.

У просторовій області ітераційний алгоритм відновлення зображення має наступний вигляд [1]:

$$T_{\gamma}^{k+1}(\vec{r}) = \left\{ T_{\gamma}^k(\vec{r}) + \lambda \left[T_a(\vec{r}) - T_{\gamma}^k(\vec{r}) * A(\vec{r}) \right] \right\} F,$$

де \vec{r} - вектор координат елементів поверхні об'єкта, $T_a(\vec{r})$ - яскравісна температура зображення на виході приладу, що реєструє, з нормованою просторовою характеристикою - діаграмою напрямленості (ДН) $A(\vec{r})$, $T_{\gamma}^k(\vec{r})$ - яскравісна

температура зображення після k -ої ітерації, λ - коефіцієнт швидкості збіжності процесу відновлення, $*$ - знак згортки функцій, F - оператор обмежень, що враховує апіорну інформацію в просторовій області. Оператор F приймає значення 0 або 1 у залежності від відповідності обчислених значень $T_{\gamma}^{k+1}(\vec{r})$ апіорним умовам.

У даному алгоритмі швидкість відновлення регулюється коефіцієнтом λ . Його максимальне значення обмежується величиною, перевищення якої приводить до процесу відновлення, що розходиться. Ця величина зв'язана з коефіцієнтом передачі апаратної функції приладу, що реєструє. Якщо апаратна функція нормована, то максимальне значення коефіцієнта λ дорівнює двом.

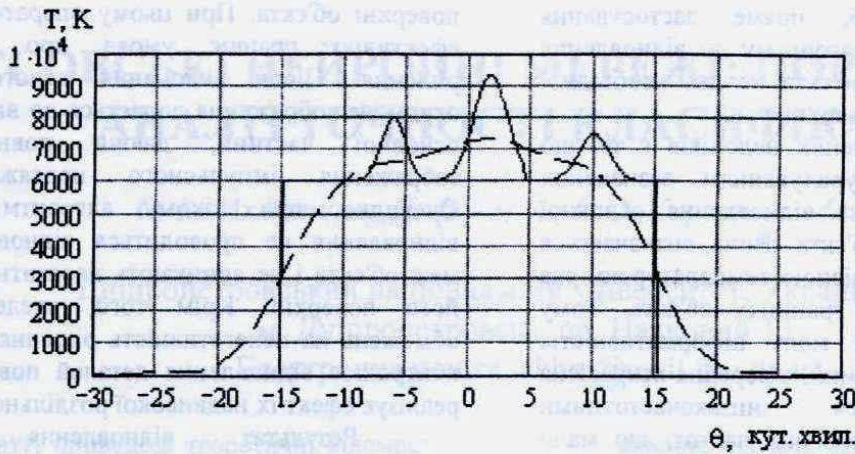
Найбільш очевидною апіорною інформацією є умова ненегативності відновленого зображення. Її застосування дозволяє значно поліпшити якість відновленого зображення, забезпечити виділення згладжених деталей.

У випадку відомого розміру відновлюваного об'єкта процедура відновлення його зображення обмежується в заданих розмірах, що також призводить до підвищення якості зображення. В ітераційному методі відновлення оператор F може відбивати облік і будь-якого іншого виду апіорної інформації.

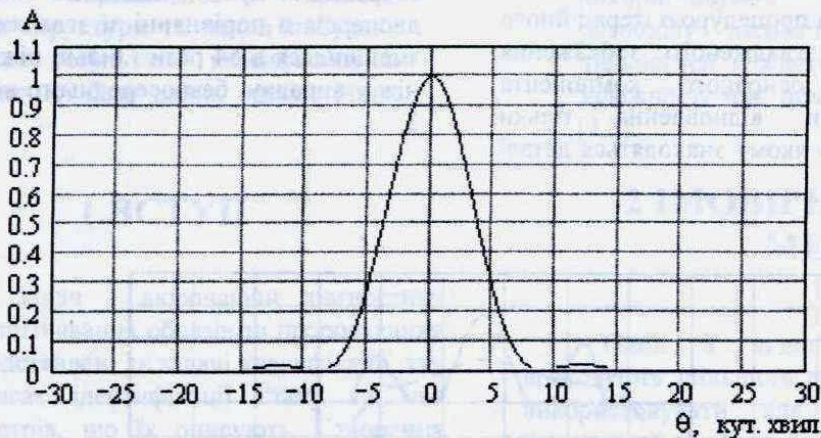
Пряме застосування нелінійного ітераційного методу з різними операторами обмежень, що контролюють покрокову процедуру відновлення, дозволяє успішно відновлювати широкий клас об'єктів. Однак при відновленні імпульсних протяжних об'єктів якість відновлення виявляється недостатньо високою. При будь-яких операторах обмежень у відновленому зображенні даних об'єктів спостерігаються паразитні коливання, що погіршують якість зображення. Крім того невисоким виявляється якість відновлення деталей поверхні об'єкта.

Виявити природу недоліків прямого застосування нелінійного ітераційного методу до відновлення зображення імпульсних протяжних об'єктів і визначити шляхи їх усунення дозволяє аналіз результатів математичного моделювання.

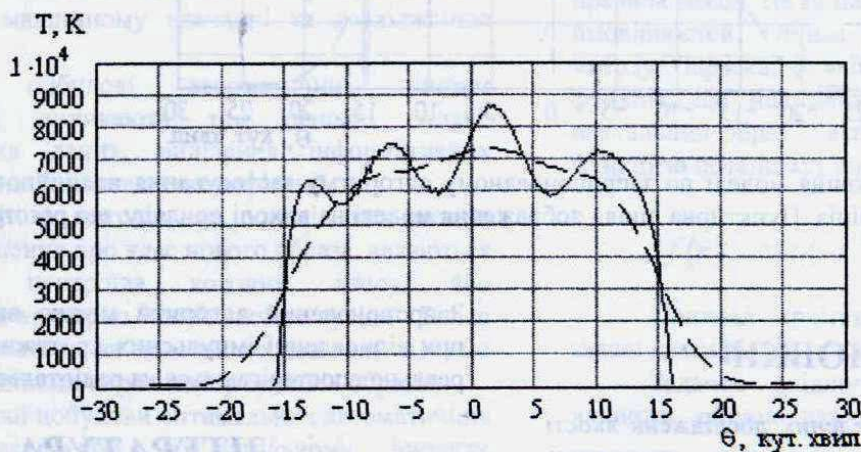
Як об'єкт моделювання виберемо зображення Сонця з кутовим розміром $32'$ і яскравісною температурою $6 \cdot 10^3$ K, на поверхні якого розміщені три яскравих активних утворення гаусового виду з кутовим розміром порядку $3'$ на рівні половинної потужності (мал. 1). Як діаграма напрямленості приладу, що реєструє - радіотелескопа використовується розрахункова ДН параболоїда з шириною на рівні половинної потужності, рівної $7'$ (мал. 2). Оскільки ширина ДН радіотелескопа істотно перевищує кутовий розмір деталей на поверхні моделі імпульсного протяжного об'єкта, то вид їх згортки - зображення на виході



Мал. 1. Модель імпульсного протяжного об'єкта в кутових координатах θ - суцільна лінія. Пунктирна лінія - зображення моделі на виході приладу, що реєструє.



Мал. 2. Нормована діаграма напрямленості приладу, що реєструє, у кутових θ координатах.



Мал. 3. Відновлене зображення моделі з оператором обмежень по відомому розміру об'єкта - суцільна лінія. Пунктирна лінія - зображення моделі на виході приладу, що реєструє.

радіотелескопа виявляється істотно згладженим (мал. 1).

Відновимо отримане згладжене зображення моделі об'єкта розглянутим ітераційним алгоритмом, у якому оператор обмежень контролює відомий заданий розмір об'єкта. Результат відновлення після 1000 ітерацій при максимальній збіжності процесу, що відповідає коефіцієнту $\lambda = 2$, приведений на мал. 3.

Оцінимо якість відновлення зображення моделі об'єкта як відношення дисперсій вихідного згладженого об'єкта щодо моделі об'єкта і відновленого зображення відносно моделі об'єкта. У даному випадку зменшення дисперсії відновленого зображення склало 4,6 рази. Аналогічні результати моделювання отримані при іншому операторі обмежень, що враховує невід'ємність відновленого зображення.

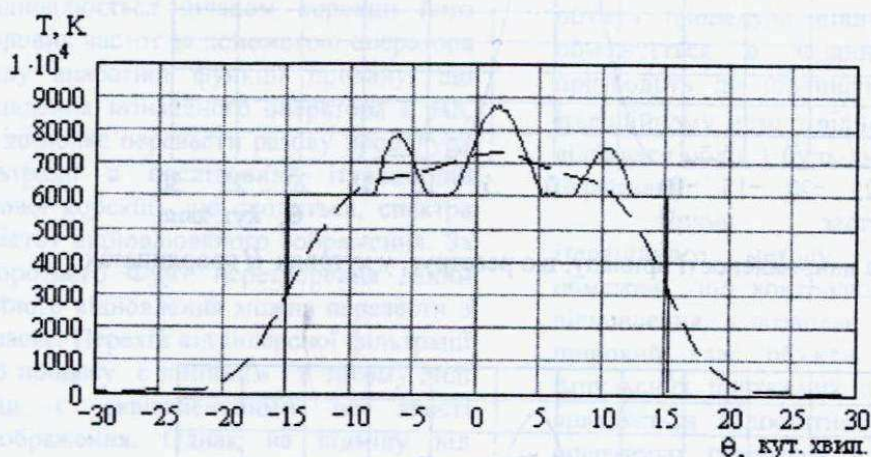
У такий спосіб, пряме застосування нелінійного ітераційного алгоритму до відновлення імпульсного протяжного об'єкта не дає необхідної якості відновлення його поверхні.

Причиною відзначених недоліків є те, що процес відновлення з урахуванням зазначених обмежень орієнтований на відновлення основної енергетичної складової об'єкта. Вона визначається високою середньою яскравісною температурою, яка сконцентрована в різких границях об'єкта. Тому отриманий результат має малу інформативність. Розмір об'єкта априорі відомий, а середня яскравісна температура описується низькочастотними складовими спектра просторових частот, що мало спотворюються апаратною функцією. Даний параметр об'єкта можна з гарною точністю оцінити по зображенню на виході приладу.

Це дозволяє перед процедурою ітераційного відновлення відняти зі згладженого зображення згортку встановленого основного компонента зображення і провести відновлення тільки додаткового компонента, у якому знаходяться деталі

поверхні об'єкта. При цьому оператором обмежень ефективно працює умова про ненегативність рішення. Після виконання даного відновлення отримане зображення додається до виділеної раніше основної частини, даючи повне відновлене зображення імпульсного протяжного об'єкта. Очевидно, при такому алгоритмі ітераційного відновлення не проводиться відновлення відомих меж об'єкта і не виникають паразитні коливання на його поверхні. Крім того, введений оператор обмежень на ненегативність рішення безпосередньо контролює відновлення деталей поверхні об'єкта і реалізує ефект їх надвисокої роздільної здатності.

Результат відновлення згладженого зображення моделі по даному алгоритму при $\lambda = 2$ після 1000 ітерацій приведений на мал. 4. Відновлене зображення дуже близьке до вхідної моделі. Його дисперсія в порівнянні зі згладженим зображенням зменшилася в 54 рази і більш ніж у 10 разів менше, ніж у випадку безпосереднього відновлення на мал. 3.



Мал. 4. Відновлене зображення моделі по запропонованому алгоритму застосування нелінійного ітераційного метода - суцільна лінія. Пунктирна лінія - зображення моделі на виході приладу, що реєструє.

3. ВИСНОВКИ

У результаті проведених досліджень якості відновлення зображення імпульсних протяжних об'єктів нелінійним ітераційним методом запропонований алгоритм відновлення, який дозволяє істотно підвищити якість відновлення. Дані результати підтверджені модельними розрахунками.

Запропонований алгоритм можна використовувати при відновленні імпульсних протяжних об'єктів, які реально спостерігаються на радіотелескопі.

ЛІТЕРАТУРА

Василенко Г.И., Тараторин А.М. *Восстановление изображений*. - М.: Радио и связь, 1986.

БАЄСОВСЬКІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ: ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ТОЧНОСТІ КЛАСИФІКАЦІЇ

О. М. Ахметшин, Д. ф. - м. н., О. О. Киргизов, Магістр

Дніпропетровський національний університет, Україна, 49050,
м. Дніпропетровськ, пр. Науковий 13.
Електронна пошта: akhm@mail.dsu.dp.ua

В статті приведені теоретичні відомості про Баєсовські та Ймовірнісні нейронні мережі – класифікаційні мережі, засновані на баєсовським вирішальним правилі. Представлено структури та метод побудови мереж, а також результати класифікації на прикладі медичної бази даних онкологічних захворювань.

1. ВСТУП

Більшість задач – включаючи діагностику захворювань, розпізнавання образів та пророкування можуть бути представлені як задачі класифікації, так як кожна вимагає ідентифікації стану та має множину параметрів, що їх описують. Створення точних класифікаторів з предкласифікованих даних являється важливим та активно розвиваючимся розділом в машинному навчанні та дослідженню даних.

При побудові автоматичних систем класифікації, виникають три основні задачі: представлення даних, виділення інформативних ознак та побудова системи класифікації.

Одними з методів, на основі яких можна прийняти рішення про клас нового образу, являються обчислення центроїда кожного класу, або використання критерію "найближчого сусіда". Більш "витончені" методи на додаток до розгляду відстані враховують щільність розподілу сусідніх образів.

В основі побудови оптимальних автоматичних систем класифікації, в загальному випадку, використовується баєсовське класифікаційне правило або його різновиди. Цей підхід, заснований на припущенні, що задача вибору рішення сформульована в термінах теорії ймовірностей і відомі всі ймовірні величини, що представляють інтерес. Останнім часом бурхливо розвиваючимся методом є Баєсовські нейронні класифікаційні мережі, що враховують окрім окремого вмісту кожного параметру, що описують образи класифікації, ще й взаємозв'язки між ними.

Представимо дві нейронні мережі, що виконують класифікацію даних за баєсовським правилом [1]:

• Ймовірнісні нейронні мережі (ІНМ) –

використовують лише умовні спільні щільності розподілу параметрів кожного класу даних.

- Баєсовські нейронні мережі (БНМ) – використовують умовні спільні щільності розподілу параметрів як добуток умовних щільностей кожного з параметрів, враховуючи залежності між ними для кожного класу даних [2,3].

2 ЙМОВІРІСНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ

Один з видів нейронних мереж, що враховують щільність розподілу образів, які можна використовувати для класифікації називаються ймовірнісні нейронні мережі (ІНМ). В основу класифікації у мережі ІНМ покладене використання правила Баєса. Це вимагає оцінки функції щільності ймовірностей. Оцінка проводиться за допомогою методу Парзена, у якому використовується вагова функція, що має центр у точці, що представляє навчальний образ. Така вагова функція називається функцією потенціалу або ядром:

$$f(r) = \exp(-r^2) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (1)$$

Приклад архітектури мережі для рішення задачі класифікації показаний на рис. 1.

Задачею вхідного шару є розподіл даних вхідного образу для шару нейронів. У даному

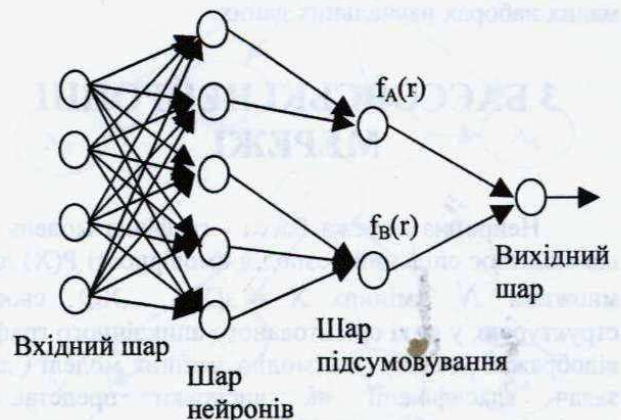


Рис. 1. Приклад архітектури ІНМ

випадку кожен вхідний набір даних має чотири параметри. Шар нейронів має по одному елементу для кожного образу з набору навчальних даних. Вхідний шар і шар нейронів утворять повнозв'язну

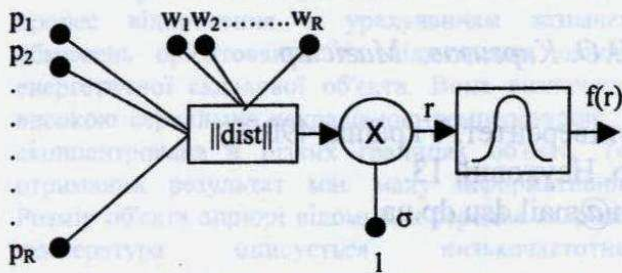


Рис.2. Приклад архітектури радіального нейрона

структуру. Для вхідних в елемент шару нейронів зв'язків вагові значення встановлюються рівними елементам відповідного образу. На рис. 2 представлений радіальний нейрон із входом p і вагами в розмірності R .

Якщо різниця між p і w зменшується, то значення функції збільшується. У такий спосіб нейрон діє як детектор відображаючий ступінь близькості вхідного вектора p до вектора w , зсув σ дозволяє регулювати чутливість нейрона [2].

Шар підсумовування має по одному елементу для кожного класу з навчальної області даних. До будь-якого елемента шару підсумовування йдуть зв'язку тільки від нейронів, що належать відповідному класу. Елемент підсумовування підсумовує вихідні значення нейронів. Ця сума дає оцінку значення функції щільності розподілу ймовірностей для сукупності екземплярів відповідного класу та апіорної ймовірності кожного класу. Вихідний елемент являє собою дискримінатор, що вказує елемент шару підсумовування з максимальні значенням активності. Для мережі ІНМ не потрібно навчання в тім змісті, яке потрібно для мереж із зворотним поширенням помилок, тому що всі параметри мережі ІНМ (число елементів і значення ваг) визначаються безпосередньо навчальними даними.

Мережі ІНМ обмежується задачами класифікації, допускають наявність помилкових даних і забезпечують корисні результати навіть на малих наборах навчальних даних.

3 БАЄСОВСЬКІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ

Нейронна мережа Баєса - графічна модель S , що моделює спільний розподіл ймовірності $P(X)$ для множини N змінних $X = \{X_1, \dots, X_N\}$, своєю структурою, у виді орієнтованого ациклічного графа, відображає реальну взаємодію змінних моделі і для задач класифікації як висновки представляє ймовірність приналежності для кожного з класів даних [2]. Вершини в S відповідають змінним X , їх

також можна представити як мережу зв'язних нейронів. Нехай X_i - означає як змінну, так і відповідну вершину у S , а Pa_i - означає батьків вершини X_i , тобто змінних від яких залежить X_i , тоді спільний розподіл ймовірностей для змінних X структури S :

$$P(X) = \prod_{i=1}^N P(X_i | Pa_i) \quad (2)$$

де $P(X_i | Pa_i)$ - умовний розподіл ймовірності. Розглянемо довільний орієнтований (ациклічний) граф, рис. 3:

Для даного графа з правила спільного розподілу ймовірностей маємо:

$$P(A, B, D, E) = P(A)P(B)P(D|A) \cdot P(E|A, B) \quad (3)$$

Ймовірність вершини A , враховуючи локальні розподіли ймовірностей, обчислюється:

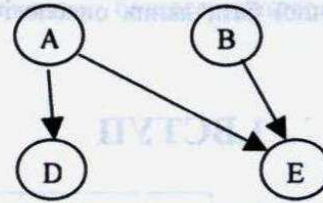


Рис 3 Приклад Баєсовської мережі.

$$P(A|B, D, E) = \frac{P(A)P(B)P(D|A)P(E|A, B)}{\sum_{A'} P(A')P(B)P(D|A')P(E|A', B)} \quad (4)$$

$$= \frac{P(A)P(D|A)P(E|A, B)}{\sum_{A'} P(A')P(D|A')P(E|A', B)}$$

Області застосування Баєсовських мереж: оцінка щільності розподілу змінних, класифікація, регресія, кластеризація, експертні мережі, визначення ступеня впливу складових моделі і результатів її зміни.

3.1 БАЄСОВСЬКІ КЛАСИФІКАЦІЙНІ МЕРЕЖІ

Баєсовська мережа (БМ) класифікації $B = \langle N, A, \Theta \rangle$ - спрямований ациклічний граф $\langle N, A \rangle$, де кожна вершина $n \in N$ являє собою ознаку набору даних, а кожна дуга $a \in A$ між вершинами, являє собою ймовірнісну залежність. З кожною вершиною n , зв'язана її умовна щільність розподілу ймовірності θ_i (УЦПІ). БМ може використовуватися для обчислення умовної ймовірності однієї вершини, з огляду на значення привласнені іншим вершинам, отже, БМ може використовуватися як класифікатор, що дає апостеріорну ймовірність вершини класу (4). Відповідно, класифікаційна система повертає номер класу з найбільшою апостеріорною ймовірністю. Одна з переваг БМ у порівнянні з іншим типам класифікаторів, типу нейронної мережі, - те, що БМ враховують взаємозв'язку серед набору ознак. Застосування БМ для задач класифікації включає дві

підзадачі:

- визначення графічної моделі БМ;
- визначення апіорних ймовірностей та умовних розподілів ймовірностей;
- виконання класифікації;

У задачах, що є оптимальними, тобто для повних наборів даних – для визначення УЩРІ використовує емпірично умовну частоту даних, інакше необхідно робити її відновлення. Дану задачу можна вирішити, скориставшись методом вікон Парзена.

Для визначення структури БМ маються два підходу:

- БМ - структура, що кодує спільний розподіл ознак. Це означає, що найкраща БМ - мережа, яка найкращим способом описує спільне розподілення даних моделі [2].
- БМ - структура, що кодує групу умовних відносин незалежності (УН) серед вершин. Використовуючи статистичний критерій взаємної інформації, можемо знаходити усі УН та використовувати їх як критерій побудови БМ [3].

3.2 ВИДИ КЛАСИФІКАЦІЙНИХ БМ

Нижче представлено п'ять видів БМ класифікаторів, які відповідають апіорному представленню взаємодії змінних системи: Проста БМ, Деревоподібна БМ, Розширена БМ, Мульти БМ і Звичайна БМ.

3.2.1 Проста БМ

Проста БМ [2] є структурою, що має вершину класу C як батьківську вершину всіх інших вершин змінні X_1, X_2, X_3, X_4 (Рис. 4). Ніякі інші з'єднання в Простий БМ не розглядаються.

На відміну від нижче перелічених класифікаторів, Проста БМ легка в побудові, оскільки структура дається апіорно і не треба використовувати процедуру побудови мережі.

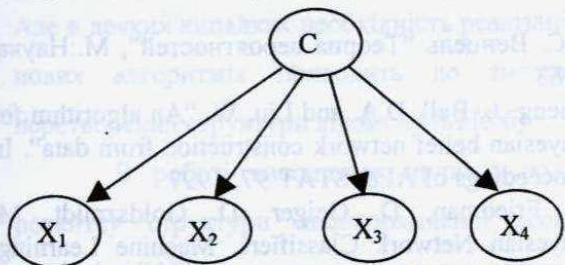


Рис. 4 Проста БМ

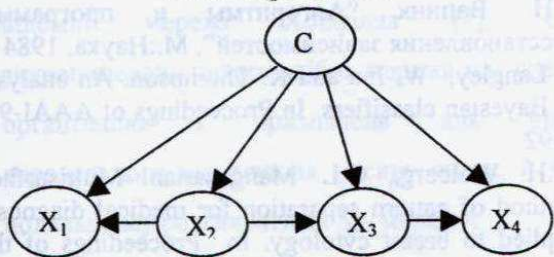


Рис. 5 Деревоподібна БМ

Проста БМ припускає, що всі змінні незалежні один від одного, та представляє непогані результати в порівнянні зі складними класифікаторами на великій кількості даних, які не мають сильної кореляції [5].

3.2.2 Деревоподібна БМ

Деревоподібні БМ класифікатори розширюють Прості БМ, в припущенні, що змінні мережі формують дерево (Рис.5). Такі мережі є частковим випадком Розширених БМ [2].

3.2.3 Розширена БМ

Розширені БМ класифікатори доповнюють Деревоподібні БМ, дозволяючи змінним мережі формувати довільний ациклічний граф (Рис.6).

Використання Розширених і Деревоподібних БМ менш ефективне в порівнянні з нижче викладеними БМ, оскільки для кожного класу

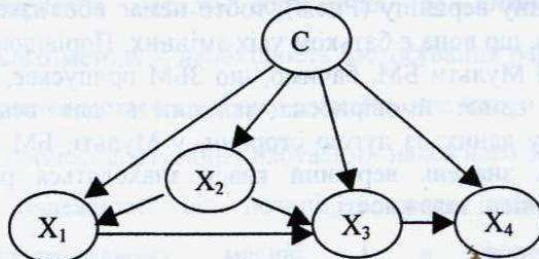


Рис. 6: Розширена БМ

передбачається однаковий вид залежності між змінними і вершиною класу даних.

3.2.4 Мульти БМ

Мульти БМ [3] складається з множини локальних мереж, кожна з яких відповідає значенню, що може приймати вершина класу (Рис 7). Мульти БМ може розглядатися як узагальнення Розширених БМ. У Розширених БМ співвідношення серед змінними є однаковим для всіх значень вершини класу; з іншої сторони в Мульти БМ співвідношення серед змінними для різних класів можуть бути різні - тобто, для різних значень вершини класу, змінні

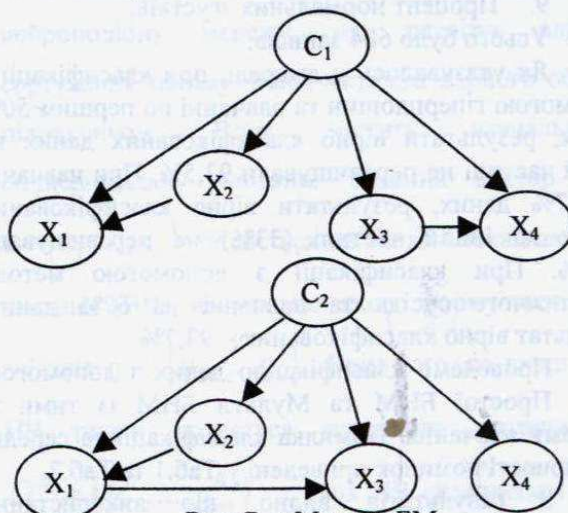


Рис. 7 : Мульти БМ

можуть формувати різні локальні мережі з різною структурою.

3.2.5 Звичайна БМ

Звичайна БМ (ЗБМ) - вид необмеженого БМ

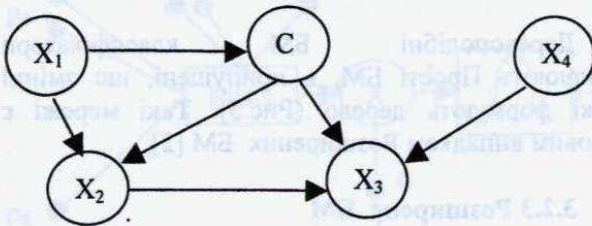


Рис. 8 : Звичайна БМ

класифікатора, що має особливість, не властиву перерахованим вище мережам. Загальна особливість перелічених БМ - те, що вершина класу трактується як спеціальна вершина - вона є батьком усіх змінних. Однак, ЗБМ трактує вершину класу як звичайну вершину (Рис.8), тобто немає обов'язкової умови, що вона є батьком усіх змінних. Порівнюючи ЗБМ і Мульти БМ, бачимо, що ЗБМ припускає, що існує єдина ймовірнісна залежність для всього набору даних; із дугою сторони, у Мульти БМ для різних значень вершини класу знаходяться різні ймовірнісні залежності.

4 РЕЗУЛЬТАТИ

Експерименти проводились на медичних даних ракових захворювань [6]. Записи описували зображення пункцій пацієнтів та мали наступні параметри:

1. Середня товщина згустків.
2. Однорідність розмірів згустків.
3. Однорідність форм згустків.
4. Густина згустків.
5. Епітеліальний розмірів згустків.
6. Процент згустків без оболонки.
7. Хроматин.
8. Мітоз.
9. Процент нормальних згустків.

Усього було 684 записів.

Як указувалось у джерелі, при класифікації з допомогою гіперплощин та навчанні по першим 50% даних, результати вірно класифікованих даних на іншій частині не перевищували 93,5%. При навчанні на 67% даних, результати вірно класифікованих даних на іншій частині (33%) не перевищували 95,9%. При класифікації з допомогою методу найближчого сусіда та навчанні на 67% даних, результат вірно класифікованих - 93,7%

Проведемо класифікацію даних з допомогою ІНМ, Простої БНМ та Мульти БНМ із тими ж умовами навчання. Помилка класифікації та середні ймовірності помилок приведені у Таб.1 та Таб.2.

З результатів видно, що використання баєсовського правила та врахування залежностей

між параметрами приведе до суттєвого підвищення точності класифікації навіть при навчанні на половині набору даних.

Таблиця №1.

Навчання - 50% даних, тестування - інші 50%.

	Проста БНМ:	Мульти БНМ:	ІНМ:
Середня Ймовірність Помилки	0.0091	$2.9 \cdot 10^{-6}$	0.0388
Помилка Класифікації, %	8.7977	1.7595	16.715

Таблиця №2.

Навчання - 67% даних, тестування - інші 33%.

	Проста БНМ:	Мульти БНМ:	ІНМ:
Середня Ймовірність Помилки	0.0067	$0.3 \cdot 10^{-7}$	0.0425
Помилка Класифікації, %	7.8221	1.7699	15.929

5 ВИСНОВОК

В статті було продемонстровано новий метод класифікації, заснований на Баєсовській нейронній мережі, з допомогою якого проведено класифікацію даних онкологічних захворювань.

З порівнянь результатів видно, що використання взаємозв'язків між параметрами підвищує точність класифікації даних.

Таким чином, врахування залежностей між параметрами та щільностей їх розподілення, значно підвищує точність класифікації онкологічних захворювань.

ЛІТЕРАТУРА

1. Л.С. Венцель "Теория вероятностей", М.:Наука, 1983
2. Cheng, J., Bell, D.A. and Liu, W. "An algorithm for Bayesian belief network construction from data". In Proceedings of AI & STAT'97, 1997
3. N. Friedman, D. Geiger, D. Goldszmidt, M. Bayesian Network Classifiers. Machine Learning, 29, 1997, P. 131-161.
4. В.Н. Вапник "Алгоритмы и программы восстановления зависимостей", М.:Наука, 1984
5. P. Langley, W. Iba and K. Thompson. An analysis of Bayesian classifiers. In Proceedings of AAAI-9,2 1992
6. W.H. Wolberg, O.L. Mangasarian. Multisurface method of pattern separation for medical diagnosis applied to breast cytology. In Proceedings of the National Academy of Sciences, 87,9193--9196

Сортувальна нейроподібна мережа

Т. Б. Мартинюк, В. В. Хом'юк, А. В. Кожем'яко, Н. В. Фофанова, О. Б. Мартинюк¹
Вінницький державний технічний університет, 21021 Вінниця, Хмельницьке шосе, 95
тел. (0432) 325718, факс (0432) 465772, e-mail:psv@vstu.vinnica.ua

¹Кримський державний гуманітарний інститут, 98635 Ялта, вул. Севастопольська, 2
тел/факс (0654) 322114, e-mail:office@cshi.ftrace.net

Структура адаптивної нейроподібної мережі для алгоритму сортування

В роботі розглянуто реалізацію алгоритму сортування масиву чисел методом парного обміну з підрахунком, який вважається одним зі швидкісних апаратних методів сортування [8]. Особливістю цього методу є необхідність застосування рангів, які призначаються кожному елементу числового масиву, в процесі сортування набувають належного значення в залежності від позиції кожного елемента у відсортованому масиві, і в подальшому використовуються як адреса при послідовному зчитуванні елементів масиву [9]. В процесі досліджень з'ясувалось, що нетрадиційне кодування рангів, а саме, використання одиничного позиційного коду, дозволяє реалізувати просторово-розподілену особливість представлення числової інформації в цьому коді [10] при асоціативному обробленні інформації, до якого можна віднести процедуру сортування [11].

На рис. 1 представлено адаптивну нейроподібну мережу, що реалізує алгоритм сортування масиву чисел методом парного обміну з підрахунком. Вона містить навчальну і обчислювальну частини. Вхідний вектор даних $x = \{x_1, \dots, x_n\}$ подається на входи блока навчальної частини (НЧ), на виходах якого формується вектор зв'язків $q = \{q_1, \dots, q_n\}$. Крім того, на входи блока НЧ також подається початкова матриця ваги $G^0 = \{g_{11}^0, \dots, g_{nn}^0\}$, а блок НЧ складається з двох

The mathematical model of the adaptive network for number array sorting using the pair exchange method was proposed. The structure of the sorting neural-like network was considered. The peculiarities of abstract structure of neural-like S-network model were shown.

Вступ

Лавиноподібне зростання кількості публікацій з нейроструктур та нейрообчислень свідчить про перспективність напрямку обчислювальної техніки, що пов'язане з моделюванням нейронних та нейроподібних мереж [1,2]. В багатьох випадках нові розробки стосуються нових сфер використання вже відомих нейроструктур або вдосконалення організації нейронних мереж (НМ) з орієнтацією на новітні елементні базиси, зокрема, на оптоелектроніку [3,4]. Але в деяких випадках необхідність реалізації на НМ нових алгоритмів приводить до змінення або перетворення структури відомих НМ [5,6].

В роботі наводиться приклад подальшого розвитку структури двонапрявленої асоціативної пам'яті (ДАП), яка є результатом вдосконалення відомої мережі Хопфілда [7]. Оскільки запропонована нейроподібна мережа має специфічну організацію і призначена для виконання паралельного сортування масиву чисел, її можна в подальшому розглядати як S-мережу.

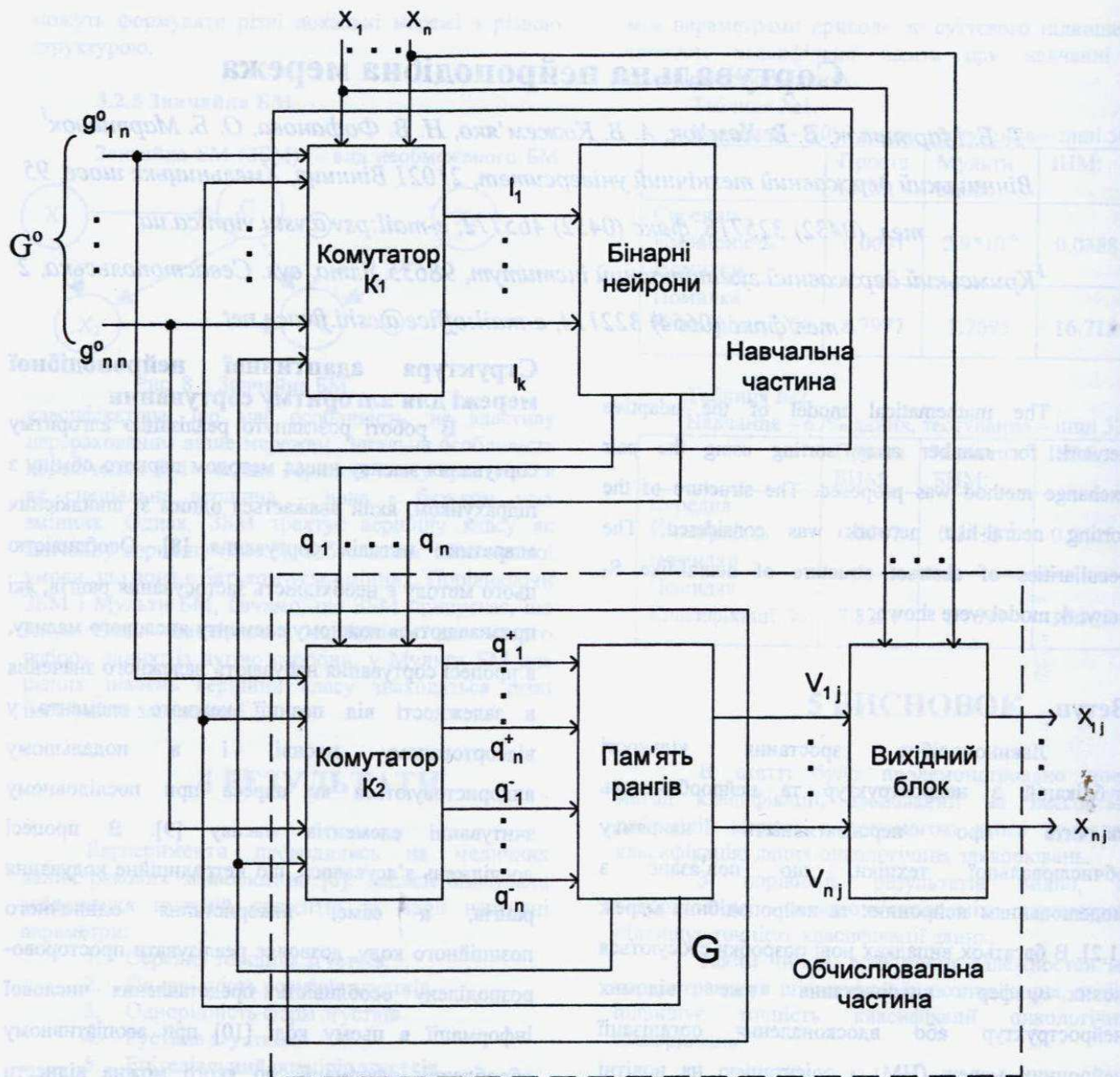


Рис. 1 Структура адаптивної мережі:

x_1, \dots, x_n - вхідний вектор даних; G^0, G - початкова і поточна матриці ваги відповідно; l_1, \dots, l_k - вихідний вектор комутатора K_1 ; q_1, \dots, q_n - вектор зв'язків; v_{1j}, \dots, v_{nj} - вектор підстановки; $q_1^+, \dots, q_n^+, q_1^-, \dots, q_n^-$ - вихідні вектори комутатора K_2 ; x_{1j}, \dots, x_{nj} - поточний вихідний вектор даних.

вузлів: комутатора K_1 і групи k бінарних нейронів з пороговою функцією вигляду:

$$q_i = f(x_i) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } x_{2k-1} < x_{2k}, \\ 0, & \text{якщо } x_{2k-1} \geq x_{2k}, \end{cases}$$

де $k = \lceil n/2 \rceil$ - найближче більше число.

Комутатор K_1 реалізує векторно-матричне множення з формуванням вихідного вектора l вигляду [12]:

$$l = x \cdot G.$$

Обчислювальна частина (ОЧ) містить два блоки. На вхід першого блока подаються вектор зв'язків q і початкова матриця ваги G^0 . В результаті ітеративного процесу на виходах цього блока формується матриця ваги G , а кінцевим результатом є вектор підстановки $v_j = \{v_{1j}, \dots, v_{nj}\}$, $j = \overline{1, n}$, який відповідає адресі j – го компонента у відсортованому масиві. Матриця ваги G подається на входи блока НЧ і першого блока ОЧ на всіх ітераціях оброблення, крім першої, оскільки тоді на цих входах фіксується початкова матриця ваги G^0 . На входи другого блока ОЧ, який є вихідним блоком, подаються вектори x і v , а на виходах формується послідовність векторів $x_j = \{x_{1j}, \dots, x_{nj}\}$, де на кожному j – му кроці певне числове значення приймає лише один елемент x_i , $i = \overline{1, n}$, з вхідного вектора $x = \{x_1, \dots, x_n\}$, а всі інші мають нульове значення. Таким чином виконується послідовне зчитування елементів відсортованого масиву (за зростанням або спаданням числових значень елементів).

Перший блок ОЧ складається з двох вузлів: комутатора K_2 і пам'яті рангів. Причому комутатор K_2 реалізує векторно-матричне перемноження і формує два вектори: $q^+ = \{q_1^+, \dots, q_n^+\}$ і $q^- = \{q_1^-, \dots, q_n^-\}$ вигляду [12]:

$$\begin{aligned} q^+_p &= q \cdot G^T_p, \\ q^-_p &= q \cdot G^T_{p+1}, \end{aligned}$$

де G_p , G_{p+1} – матриці ваги G , які формуються відповідно з непарних ($p=1$) і парних ($p=2$) стовпців матриці ваги G ; $p \in \{1, 2\}$; q^+_p , q^-_p – вихідні вектори, які призводять відповідно до збільшення та зменшення на одиницю рангів у парному або непарному p – му циклі сортування сортування; T – символ транспонування.

Пам'ять рангів має матричну структуру, в якій основною операцією є реверсивний зсув інформації вздовж рядків матриці, а також передбачено як паралельне зчитування поточної матриці ваги G , так і зчитування вектора підстановки v_j у вигляді однорозрядного зрізу всіх рядків (слайзу) [13].

У праці [14] доведена слушність математичної моделі наведеного алгоритму сортування масиву чисел.

Висновки

1. Таким чином, в абстрактній структурі узагальненої моделі сортувальної мережі за аналогією з відомою моделлю [15] можна виділити дві частини: першу – обчислювальну і другу – навчальну. Відмінність полягає в тому, що лише НЧ містить шар нейронів і формує вектор зв'язків q , нульове значення всіх елементів якого припиняє динамічний процес у сортувальній мережі, а в ОЧ замість шару нейронів використовується просторово-розподілена пам'ять рангів, що дозволяє формувати не тільки вектор підстановки v , але й матрицю ваги G для шару нейронів НЧ.

2. Саме специфічність структури ОЧ призводить до того, що запропонована модель сортувальної мережі відрізняється від класичної структури ДАП [7]. Це підтверджує, що складна процедура сортування може бути апаратно реалізована на асоціативному процесорі, основним компонентом якого є асоціативна пам'ять [9,11]. З цієї причини наведена сортувальна мережа може бути визначена як нейроподібна.

3. Розглянута S– мережа досягає стаціонарного стану максимум за $(n+1)$ ітерацій (циклів). Моделювання часових характеристик сортування масиву чисел даним методом показало пряму залежність середнього часу сортування від кількості елементів числового масиву [16]. Таким чином, тільки використання швидкодіючої оптоелектронної

елементної бази може забезпечити опрацювання великих масивів чисел у реальному часі [13].

Література

1. Галушкин А. И. *Нейрокомпьютеры восьмидесятих (начало очередной революции в области нейрокомпьютеров)*//Зарубежная радиоэлектроника. – 1999. - № 1. – С. 3-16.
2. Hrytsyk V. V., Aizenberg N. N. at el. *The neural and neural-like networks: synthesis, realization, application and future*// Інформаційні технології і системи. – 1998. – Т. 1. - № 1/2. – С. 15 – 55.
3. Егоров В. М. *Трехмерные нейроразобные оптические вычислительные структуры*// Автометрия. – 1993. - № 3. – С. – 38 - 43.
4. Резник А. М., Куссуль М. Э. *Оптоэлектронный нейрокомпьютер*// УСИМ. – 1993. - № 5. – С. 6 – 12.
5. Кисіль Б. В., Стрямець С. П., Опотяк Ю. В. *Моделювання нейронних елементів на однорідному обчислювальному середовищі* // Інформаційні технології і системи. – 1998. – Т. 1. - № 1/2. – С. 110 – 116.
6. Загоруйко Л. В., Тимченко Л. І. *Семантичний підхід до створення просторових нейронних мереж*// Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 1999. - № 1. – С. 23 – 29.
7. Уосермен Ф. *Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика*. Пер. с англ. – М.: Мир, 1992. – 240 с.
8. Лорин Г. *Сортировка и системы сортировки*. Пер. с англ. – М.: Наука, 1983. – 384 с.
9. Мартынюк Т. Б. *Организация ассоциативного процессора с поразрядно-последовательной обработкой информации*// Электронное моделирование. – 1996. – Т. 18. - № 3. – С. 28 - 31.
10. Мартынюк Т. Б., Аль-Хияри М. М., Мартынович Е. Н., Гринчук А. Н. *Организация ассоциативной обработки информации с нетрадиционным кодированием*// Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 1999. - № 3. – С. 114 – 118.
11. Кохонен Т. *Ассоциативные запоминающие устройства*: Пер. с англ. – М.: Мир, 1982. – 384 с.
12. Мартинюк Т., Кожем'яко В. *Реалізація алгоритму сортування на асоціативному процесорі*// Праці 2-ої Всеукраїнської міжнародної конференції УкрОБРАЗ'94. –Київ, 1994. – С. 235- 236.
13. Мартинюк Т. Б., Лисенко Г. Л., Суприган В. А., Аль-Хиярі М. М. *Процесор сортування чисел на базі оптоелектронних інтегральних схем*//Вісник Національного технічного університету України. Інформатика, управління та обчислювальна техніка. – К.: "Век +", 2000. - № 34. – С. 18 – 25.
14. А. с. 1793438, МКИ G06F7/06. *Устройство для сортировки чисел*/ В. П. Кожемяко, Т. Б. Мартынюк и др. - № 4735756/24; Заявлено 05.09.93; Опубл. 07.02.93, Бюл. № 5. – 14 с.
15. Григорьев В. Р., Наумов С. П. *Нейросетевая реализация алгоритма сортировки на трехмерном оптическом нейрочипе*// Автометрия. – 1993. - № 3. – с. 28 – 37.
16. Мартинюк Т. Б., Буда А. Г., Козлова В. І., Хом'юк В. В., Мартинюк О. Б. *Часові аспекти сортування великих масивів інформації*// Теорія і практика перебудови економіки: Збірник наукових праць. – Черкаси: ЧІТІ, 2001. – с. 240 – 244.

Fidelity and correlation measures of performance of digital imaging systems

Volodymyr Borovytsky

Optical Engineering Department, National Technical University of Ukraine

Tel. (+380-44) 441-10-22, E-mail: borovytsky@spie.org.ua

У статті досліджуються дві методики оцінювання якості цифрових оптичноелектронних систем з фотоприймачами зображення. Перша методика базується на обчисленні середньоквадратичного відхилення вихідних сигналів реальної та ідеалізованої оптичноелектронних систем як показника якості. Друга методика використовує коефіцієнт кореляції вихідних сигналів як показник якості.

There are several requirements to an imaging system (IS) that defines the performance - energetic, spatial and temporal resolutions [1,2]. Energetic resolution is ability to distinguish small difference of output signal amplitudes that is limited by noise. Spatial resolution is ability to differ small objects or small parts of object image where the principal limitation factor is reduction of high spatial frequencies. Temporal resolution is ability to differ fast changing of output signal amplitude when object moves in a field of view. Its limitation factor is reduction of high temporal frequencies. Generally the energetic and spatial resolutions are the most important requirements in IS design.

The key problem of IS design is to maximize the integrate parameter of IS quality called performance [1,2]. It is obvious that the performance depends on the mentioned requirements. Thus the results of design procedures will be defined by the technique of performance evaluation. Now the classical approach for performance evaluation is calculation of MRTD and probability of target discrimination using the experimental data of human vision characteristics [1,2]. This technique has become FLIR90, FLIR92 standards [1,2,3]. But it has two principal disadvantages. First, we can apply it only for IS with human observer [1]. Now many IS can operates in automatic and semi-automatic mode when an embedded does target discrimination procedures. Second, it is difficult to apply this techniques for optimization of analog-digital or analog-digital-analog IS because effects connected with analog-digital conversion like aliasing, phasing effects make dramatic influence that can not be represented by a shape of MRTD [2,3]. Summarizing said above it is clear how it

is important to investigate the objective techniques for performance evaluation that consider all principal effects of analog-digital and analog-digital-analog IS with or without human observer.

The objective techniques demands an objective measure of IS quality. An IS is used for image representation, for example, an analog-digital IS represents the input optical signal in form of a matrix of digital values, analog-digital-analog IS represents it in a form of a definite realization of analog signal. Thus the objective measure of IS quality will be defined by the distortions introduced by an IS into output signal. To calculate these distortions it is convenient to create mathematical abstraction as an idealized IS. The idealized IS is a model of an IS with infinity spatial, temporal and energetic resolutions. Infinity spatial resolutions mean that spatial an temporal MTF are equal to one and a detector and electronic do not produce noise. Mathematically we can calculate the output signal of this IS that is completely repeats input optical signal. Now we can introduce performance as a measure of similarity between output signals from an investigated IS and an idealized one. Of course, there are some possibilities to calculate signal difference. The least-square error shows the absolute value of the difference, coefficient of correlation clears the difference between linear combinations of the signal and the losses of information represents the difference of amplitude distributions [4,5,6]. But all these measures have two principal advantages. First, they are objective and we can use them for IS with human observer or without him/her. Second, they allow building for IS optimization a merit function which describes energetic and spatial resolutions.

The fidelity reflects the absolute difference between the output signals of investigated and idealized IS in sense of normalized least-square error [4,5]. When the input and output signals are analog the fidelity is calculated by the expression:

$$F = 1 - \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (U(x, y) - U_c(x, y))^2 dx dy}{\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} U(x, y)^2 dx dy} \quad (1)$$

where F - the fidelity,

x, y - the coordinates,

$U(x,y), U_C(x,y)$ - the output analog signals of the idealized IS and the real one, respectively.

In case of analog-digital IS when the output signal is digital it can be rewritten by the following ways [5]:

$$F = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} (U(i, j) - U_C(i, j))^2}{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j)^2} \quad (2)$$

where i, j - the coordinates of pixels,

N_x, N_y - the dimensions of the output signal matrix,

$$F = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} (U(i, j) - (U(i, j) - U_{SL}(i, j) + U_N(i, j)))^2}{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j)^2} = \quad (4)$$

$$= 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U_{SL}(i, j) - \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U_N(i, j)}{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j)^2} = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U_{SL}(i, j)^2}{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j)^2} + \frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U_N(i, j)^2}{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j)^2} \right) =$$

$$= 1 - (NSL^2 + NEL^2)$$

where NSL - the normalized spatial losses coefficient that characterizes the relationship between the signal losses and energy of an output signal of an idealized IS:

$$NSL^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U_{SL}(i, j)^2}{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j)^2}$$

NEL - the normalized energetic losses coefficient that characterizes the relationship between variance of noise and energy of the output signal of an idealized IS:

$$NEL^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U_N(i, j)^2}{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j)^2}$$

It is possible to apply the expression (4) for optimization considering NSL and NEL as functions of IS parameters and coefficients of a digital filter:

$U(i,j), U_C(i,j)$ - the output signals of the idealized IS and the real one that are two-dimensional arrays of pixels, respectively. The output signal of the real IS contains two parts: the signal losses after spatial transformations including spatial filtering, sampling, digital processing - $U_{SL}(i,j)$ and noise $U_N(i,j)$ [4,5]:

$$U_C(i, j) = U(i, j) - U_{SL}(i, j) + U_N(i, j) \quad (3)$$

We accept an assumption about absence of correlation between noise and the losses $U_{SL}(i,j)$ and noise $U_N(i,j)$. Now we can rewrite (2) in the following form doing some transformations:

$$F = 1 - (NSL^2 + NEL^2) =$$

$$1 - (NSL^2(p_1, p_2 \dots p_M, c_1, c_2 \dots c_N) +$$

$$+ NEL^2(p_1, p_2 \dots p_M, c_1, c_2 \dots c_N)) \rightarrow \max \quad (5)$$

where $p_1, p_2 \dots p_M$ - the parameters of an IS,
 $c_1, c_2 \dots c_N$ - the coefficients of a digital filter.

According to (5) optimization changes a ratio between NSL and NEL to reach an optimum balance between energetic and spatial resolutions to guarantee the highest similarity of the output signals. Note, NSL and NEL can be found for any IS without human observer. But by adding characteristics of human vision into the process of calculation of NSL and NEL it is possible to get fidelity F for an IS with human observer [1,2]. It is obvious that $F \equiv 1$ when an IS do not introduce any distortions into the output signal, other word when the IS acts as an idealized one. The case $F=0$ represents the situation when energy of the total distortions is equal to one of the output signal of idealized IS and the output signal of an IS is almost corrupted.

The coefficient of correlation between difference between the output signals of an idealized IS and a real one is an estimation of difference between its linear combinations [4]. The different gain

and average levels do no influence to the correlation and only differences of signal shapes reduce it. So the coefficient of correlation is also suitable measure of similarity of the output signals. For an analog-digital IS correlation coefficient can be written by the following way:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j) \cdot U_c(i, j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j)^2 \cdot \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U_c(i, j)^2}} \quad (6)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j) \cdot U_c(i, j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j)^2 \cdot \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U_c(i, j)^2}} = \frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j) \cdot (U(i, j) - U_{SL}(i, j) + U_N(i, j))}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j)^2 \cdot \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} (U(i, j) - U_{SL}(i, j) + U_N(i, j))^2}} \quad (7)$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} (U(i, j)^2 - U(i, j) \cdot U_{SL}(i, j) + U(i, j) \cdot U_N(i, j))}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j)^2 \cdot \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} (U(i, j)^2 - 2 \cdot U(i, j) \cdot U_{SL}(i, j) + U_{SL}(i, j)^2 + U_N(i, j)^2)}} =$$

$$= \frac{1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j) \cdot U_{SL}(i, j)}{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j)^2} \cdot \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U_{SL}(i, j)^2}{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U_{SL}(i, j)^2}}}{\sqrt{\left(1 - 2 \cdot \frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j) \cdot U_{SL}(i, j)}{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U(i, j)^2} \cdot \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U_{SL}(i, j)^2}{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U_{SL}(i, j)^2}} + NSL^2 + NEL^2\right)}} =$$

$$= \frac{1 - r(U, U_{SL}) \cdot NSL}{\sqrt{(1 - 2 \cdot r(U, U_{SL}) \cdot NSL + NSL^2 + NEL^2)}} = \frac{1 - r(U, U_{SL}) \cdot NSL}{\sqrt{2 \cdot (1 - r(U, U_{SL}) \cdot NSL) - F}}$$

where $r(U, U_{SL})$ – the coefficient of correlation between the output signal from an idealized IS and the spatial losses introduced by a real IS.

The expression (7) shows how to calculate the coefficient r using fidelity F and the coefficients

$r(U, U_{SL})$ multiplied by NSL which describes spatial transformations of output signal. At the same time fidelity F represents influence of noise and distortion of spatial structure of the output signal. The coefficient r as measure of similarity of the output signals can also play a role of a merit function for IS optimization:

(8)

$$r = \frac{1 - r(U, U_{SL}, p_1, p_2 \dots p_M, c_1, c_2 \dots c_N) \cdot NSL(p_1, p_2 \dots p_M, c_1, c_2 \dots c_N)}{\sqrt{2 \cdot (1 - r(U, U_{SL}, p_1, p_2 \dots p_M, c_1, c_2 \dots c_N) \cdot NSL(p_1, p_2 \dots p_M, c_1, c_2 \dots c_N)) - F}} \rightarrow \max$$

Now we have two merit functions: the first one (5) characterizes the absolute difference and the second one (8) – relative difference of the output signals. As a fidelity (5) the correlation coefficient can be applied

for optimization of IS with or without human observer. Both of them help to find an optimal balance between energetic and spatial resolutions but the weights of these resolutions will be different.

To illustrate the proposed technique we investigate performance of a typical staring thermal imager that has diffraction limited optics with numerical aperture 1:2, photon noise limited 256 x 256 focal plane array working in 8 – 12 mkm optical range with 0.04 sec frame period. Fig.1 shows dependence F (5) and r (8) from dimensions of a photosensitive element for a four bars test-object [1,2]. This test-object according to the international standards is characterized temperature difference ΔT , background temperature T and angular period of a bar α [1,2] (Fig.1). The growth of the dimensions causes bigger spatial losses due to high harmonics reduction and it increases signal-to-noise ratio due to the bigger absorbed radiant flux. Note, that maximum position of correlation coefficient is shifted into bigger values of the dimensions because it is less sensitive to spatial distortions than fidelity (Fig.1). It is important that in case of large and contrast test-objects dependence of different measures of performance from IS parameters is rather weak. In case of small dimensions and small contrast this dependence becomes strong and depended on the performance measure.

We introduced a model of an idealized imaging system as a powerful tool for performance evaluation. Now performance is considered as a measure of similarity of output signal from idealized IS and investigated one. The first possible measure is absolute - fidelity which represents absolute difference of

amplitude values. The second one is relative - correlation coefficient which reflects only changes of signal shapes. These two interconnected measures can help to maximize performance by optimization balance between energetic and spatial resolutions.

References

1. J. Howe, "Electro-Optical Imaging System Performance Prediction", *Infrared and Electro-Optical Systems Handbook*. Editor Dudzik M., Volume 4, Chapter 2, SPIE Press, Bellingham, 1993.
2. G. Holst, *Electro-Optical Imaging System Performance*. SPIE Press, Bellingham, 1995.
3. W. Wittenstein, Minimum Temperature Difference Perceived- a new approach to assess undersampled thermal imagers. // *Optical Engineering* – Vol.38 – No. 5 – 1999 – p.773-781.
4. W.K.Pratt, *Digital Image Processing*, p.685-686, John Wiley & Sons Inc., New York, 1991.
5. S.K. Park, Z. Rahman, Fidelity analysis of sampled imaging systems.// *Optical Engineering* – Vol.38 – No. 5 – 1999 – p.786-800.
6. F.O. Huck, R.A. Gartenberg, S.K. Park, Z. Rahman, Informatic-theoretic assessment of sampled imaging systems. // *Optical Engineering* – Vol.38 – No. 5 – 1999 – p.742-762.

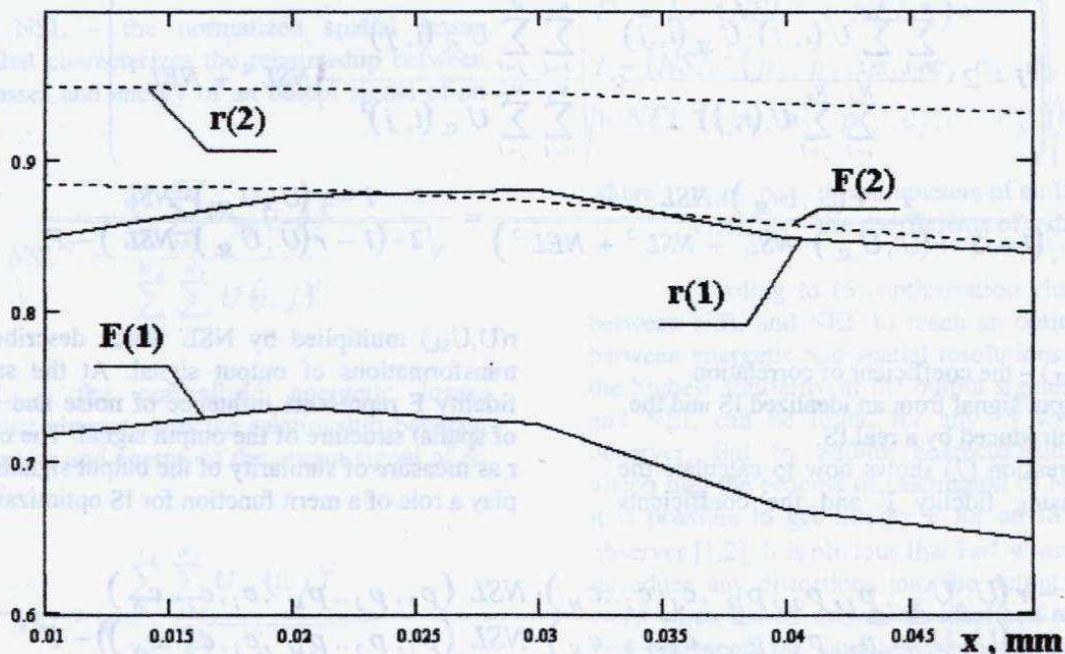


Fig.1. Relationship between the fidelity F , the correlation coefficient r and the dimension of a photo-sensitive element x (case 1 –four bars test-object with temperature difference $\Delta T = 0.05$ K and angular period of a bar $\alpha = 1^\circ$; case 2 - $\Delta T = 0.1$ K , $\alpha = 4^\circ$, background temperature – $T=293$ K).

ДВОТОЧКОВИЙ МЕТОД ПІДВИЩЕННЯ КОНТРАСТНОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ

Роман Воробель, Олена Берегуляк

Фізико-механічний інститут НАН України, 79601, Львів, вул. Наукова, 5,
тел. (0322) 654803, vorobel@ah.ipm.lviv.ua

Two-point method for image contrast enhancement.
Roman Vorobel, Olena Berehulyak The analysis of contrast enhancement for gray-scale monochrome images with the usage of local contrast enhancement under its linear description is realised. Two-point method of contrast enhancement of images based on definition of the sum of two neighbour elements' contrast relative to local background is proposed and proved. Example which illustrates the efficiency of proposed method by the way of generalised contrast enhancement is submitted.

1. ВСТУП

Одним з параметрів монохромного зображення, який суттєво впливає на його якість, є контраст. Тому, намагаючись поліпшити якість зображення, стараються перетворювати його так, щоб завдяки належному контрасту можна було добре розрізняти деталі об'єктів, що мають близькі за значенням яскравості. Серед багатьох класів методів поліпшення якості зображень, як в частотній області [1], так і в просторовій [2], виділяється метод перетворення локальних контрастів, започаткований у роботі [3]. Він був розвинутий далі у роботах [4-5], однак його суть при цьому не змінилась. Спільним недоліком методів цього класу є недостатня їх ефективність. Тому за мету у даній роботі обрано підвищення ефективності методу перетворення локальних контрастів при покращанні зображень. Для її реалізації розглянемо відомий алгоритм [6] перетворення локальних контрастів та спосіб його модифікації.

2. ОДНОТОЧКОВИЙ МЕТОД ПІДСИЛЕННЯ ЛОКАЛЬНИХ КОНТРАСТІВ

Описаний у роботі [6] метод підсилення локальних контрастів побудований за триетапною схемою і використовує односточкове визначення локального контрасту центрального елемента ковзного околу з координатами (i, j)

$$C(i, j) = \frac{|L(i, j) - \bar{L}(i, j)|}{LMAX}, \quad (1)$$

де $\bar{L}(i, j)$ це усереднене значення яскравостей елементів локального околу, розміром $n \times m$:

$$\bar{L}(i, j) = \frac{1}{n \cdot m} \sum_{k=-\lfloor \frac{n}{2} \rfloor}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} \sum_{l=-\lfloor \frac{m}{2} \rfloor}^{\lfloor \frac{m}{2} \rfloor} L(i+k, j+l),$$

а $LMAX$ – максимально можлива яскравість елементів зображення L .

Другим етапом методу є нелінійне підсилення локального контрасту, яке полягає у реалізації перетворення виду

$$C^*(i, j) = F(C(i, j)), \quad (2)$$

де за $F(C(i, j))$ обрано монотонні, опуклі функції типу C^α , $0 < \alpha < 1$, $\ln(1+\alpha)$, $th(\alpha)$ та ін.

Третім етапом є відновлення поліпшеного вхідного зображення, яке реалізовується через обчислення виразу

$$L^*(i, j) = \begin{cases} \bar{L}(i, j) - C^*(i, j) \cdot LMAX, & \text{при } L(i, j) \leq \bar{L}(i, j), \\ \bar{L}(i, j) + C^*(i, j) \cdot LMAX, & \text{при } L(i, j) > \bar{L}(i, j). \end{cases} \quad (3)$$

Однак описаний метод має недостатню ефективністю. Для її збільшення нами запропонована модифікація цього методу, яка описана далі.

2. ДВОТОЧКОВИЙ МЕТОД ПІДСИЛЕННЯ ЛОКАЛЬНИХ КОНТРАСТІВ

Ідея модифікації методу базується на формуванні сумарного локального контрасту C_Σ , визначеного для двох сусідніх точок $L(i, j)$ і $L(i, j+1)$ [7]:



a) $C_{gen}=0,3412$



б) $C_{gen}=0,0969$



в) $C_{gen}=0,3968$



г) $C_{gen}=0,1392$



д) $C_{gen}=0,4097$



е) $C_{gen}=0,1419$



ж) $C_{gen}=0,4269$



з) $C_{gen}=0,1818$

Рис. Ілюстрація ефективності двоточкового методу підвищення контрастності зображень

$$C_1(i, j) = \frac{|L(i, j) - \bar{L}(i, j)|}{LMAX},$$

$$C_2(i, j) = \frac{|L(i, j+1) - \bar{L}(i, j)|}{LMAX},$$
(4)

звідки

$$C_{\Sigma}(i, j) = \begin{cases} C_1(i, j) + C_2(i, j), \\ \text{при } |C_1(i, j) + C_2(i, j)| \leq 1, \\ 1, \text{ при } |C_1(i, j) + C_2(i, j)| > 1, \end{cases} \quad (5)$$

чим завершується перший етап. На другому етапі проводиться аналогічне до перетворення (2) нелінійне підсилення сумарного локального контрасту:

$$C_{\Sigma}^*(i, j) = F(|C_{\Sigma}(i, j)|)$$

з використанням монотонних, однозначних і опуклих функцій. А на третьому етапі відновлюємо поліпшене вхідне зображення використовуючи при цьому вирази, які випливають з формул (4) і (5), а саме

$$L^*(i, j) = \begin{cases} 2\bar{L}(i, j) - L(i, j+1) + C_{\Sigma}^*(i, j) \cdot LMAX, \\ \text{при } C_1(i, j) > 0 \text{ і } C_2(i, j) > 0, \\ L(i, j+1) + C_{\Sigma}^*(i, j) \cdot LMAX, \\ \text{при } C_1(i, j) > 0 \text{ і } C_2(i, j) \leq 0, \\ L(i, j+1) - C_{\Sigma}^*(i, j) \cdot LMAX, \\ \text{при } C_1(i, j) \leq 0 \text{ і } C_2(i, j) > 0, \\ 2\bar{L}(i, j) - L(i, j+1) - C_{\Sigma}^*(i, j) \cdot LMAX, \\ \text{при } C_1(i, j) \leq 0 \text{ і } C_2(i, j) \leq 0. \end{cases} \quad (6)$$

Порівнюючи отриманий вираз (6) для відновлення вхідного зображення з відомим виразом (3) зазначимо, що вони подібні у двох випадках, а саме при $C_1(i, j) > 0$ і $C_2(i, j) \leq 0$ та $C_1(i, j) \leq 0$ і $C_2(i, j) > 0$. У всіх інших випадках запропонований метод має більше ніж у (3) підсилення локального контрасту на величину $\bar{L}(i, j) - L(i, j+1)$. Це дозволяє стверджувати, що запропонований метод більш ефективний, ніж описаний у роботі [6].

За кількісну оцінку ефективності методу обрано величину узагальненого контрасту C_{gen} зображення, при лінійному описі контрасту елементів [7]. Для перевірки ефективності методу проведено обробку зображень на його основі. Як приклад, на рисунку показано зображення "Лена" (а) та "Гори" (б), що оброблялися за методом описаним у роботі [4] з використанням визначення за $\bar{L}(i, j)$ середньоарифметичного значення яскравостей ковзного околу – рис. (в) і (г); за методом [6] – рис. (д) і (е) та запропонованим методом – рис. (е) і (е). За функцію перетворення локального контрасту $F(C)$

вибиралася степенева функція C^{α} з $\alpha = 0,75$, а усереднене значення $\bar{L}(i, j)$ визначалось у вікні 15×15 елементів. Отримані значення узагальненого контрасту зображень C_{gen} підтверджують його збільшення при обробленні запропонованим методом в порівнянні з відомими.

4. ВИСНОВКИ

Запропонований двоточковий метод підвищення контрастності зображень дозволяє отримати більше підсилення локальних контрастів через детальніше врахування околу центрального елемента з координатами (i, j) елементом з координатами $(i, j+1)$. Це сприяє точнішому і більш повному перетворенню яскравостей елементів зображення.

ЛІТЕРАТУРА

- Hall E.L. *Computer Image Processing and Recognition*. New York: Academic Press.-1979.- 567p.
- Прэтт У. *Цифровая обработка изображений*. М.:Мир, 1982.-790с.
- Gordon R., Rangayyan R.M. Feature enhancement of film mammograms using fixed and adaptive neighborhoods. – *Applied Optics*. – 1984. – Vol.23. – № 4. – P. 560-564.
- Beghdadi A., Negrate A.L. Contrast enhancement technique based on local detection of edges. – *Computer, Vision, Graphics and Image Processing*. – 1989. – V. 46. – №2. – P.162-174.
- Dash L., Chatterji B.N. Adaptive contrast enhancement and de-enhancement. – *Pattern recognition*. – 1991. – V.24. – № 4. – P. 289-302.
- Воробель Р. Нелінійне перетворення зображень з лінійним визначенням контрастності. Оброблення сигналів і зображень та розпізнавання образів. *Праці Третя Всеукраїнська міжнародна конференція. 26-30 листопад 1996 р. Україна. Київ. – УАсОІРО. – 1996. – С. 194-196.*
- Воробель Р.А. Сприйняття сюжетних зображень та кількісна оцінка їх контрасту на основі лінійного опису визначення контрастності елементів. – *Доповіді НАН України. – 1998. – № 9. – С.103-108.*

