

The mathematical reliability model for pump unit with reduced sliding redundancy is suggested. This reliability model adequately takes into account impact of load-sharing coefficient of directional control valve that reserve pump turn on failure cause probability characteristics of pump unit. For reliability characteristics determination dynamic fault tree and Markov model are used.

Key words: *reliability model, sliding redundancy, fault tree, Markov model, failure cause.*

Отримано: 12.04.2016

УДК 004.89+004.932

Р. О. Ткаченко, д-р техн. наук, професор,

І. В. Ізонін, канд. техн. наук,

Д. А. Батюк, аспірант,

Р. В. Сидоренко,

В. І. Прострельчук

Національний університет «Львівська політехніка», м. Львів

ПЕРЕДИСКРЕТИЗАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ ЗАСОБАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

У роботі розроблено метод передискретизації зображень з цільовим коефіцієнтом зменшення засобами машинного навчання. Подано алгоритмічну реалізацію процедури синтезу матриці вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків, що лежить в основі процесу передискретизації. Підбрано оптимальні параметри нейронних мереж машини геометричних перетворень для роботи в режимі навчання при розв'язанні поставленої задачі. Наведено числові та графічні результати передискретизації за розробленим методом на різних зображеннях.

Ключові слова: *зображення, передискретизація, машинне навчання.*

Вступ. Топологічні підходи в задачах передискретизації зображень, зокрема з цільовим коефіцієнтом зменшення, передбачають використання різноманітних скінченних покриттів відкритими множинами. Це дає можливість будувати різноманітні вектори ознак, що характеризуватимуть елемент визначеної на зображенні топології. Існування в просторі ознак значної кількості векторів, іноді також великої розмірності, є вагомим аргументом для використання чи розробки методів машинного навчання в задачах обробки цифрових зображень.

Аналіз попередніх досліджень і постановка задачі. У роботах [1, 2] розв'язано задачу передискретизації цифрових зображень засобами машинного навчання, зокрема з використанням нейроподібних структур

машини геометричних перетворень (НПС МГП). Вибір цього інструментарію для практичної реалізації методу обґрунтовується високою швидкістю роботи, а також достатньою надійністю процедури навчання НПС [3].

У роботі [4] описано нейромережеву технологію зменшення масштабу зображень, алгоритмічна реалізація якої передбачає виконання трьох основних етапів: 1) попередня обробка пари вхідних зображень високої і низької роздільної здатності; 2) реалізація процедури навчання, зокрема з використанням графічного інтерфейсу func*net Express [3]; 3) застосування навченої НПС МГП для розв'язання поставленої задачі.

У цій роботі ми пропонуємо розв'язувати задачу передискретизації цифрових зображень із заданим коефіцієнтом зменшення шляхом використання вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків, отриманих під час навчання нейроподібної структури МГП з багатьма виходами.

Метод передискретизації зображень засобами машинного навчання. Як і у [4] перший етап методу передбачає необхідність диз'юнктивної декомпозиції пари зображень (високої та низької роздільної здатності) на однакову кількість фреймів (квадратних областей функції інтенсивності зображення). Слід відмітити, що розмірність фрейму із зображення низької роздільної здатності повинна бути в m разів меншою за розмірність фрейму із другого зображення навчальної пари. Таким чином m — визначатиме коефіцієнт зменшення у процедурі передискретизації зображень, $m \in N, m > 0$. Із відповідних векторів, отриманих із обох зображень пари формуємо вектори $A_1^{(m)}$ і A_1 для зображень високої та низької РЗ відповідно, а з них — матрицю навчальних даних M :

$$M = \begin{pmatrix} A_1^{(m)} & A_1 \\ \dots & \dots \\ A_{n^2}^{(m)} & A_{n^2} \end{pmatrix}, \quad (1)$$

де $\dim(A_1^{(m)})$ визначатиме кількість входів НПС МГП, а $\dim(A_1)$ — кількість виходів нейроподібної структури МГП.

Оскільки алгоритм навчання НПС МГП відомий, тому на ньому зупинятися не будемо. Реалізацію процедури навчання нейроподібних структур детально описано у [3, 4].

Третій етап методу ми модифікуємо наступним чином. Для цього використаємо лінійну структуру НПС МГП, включаючи лінійні функції активації, а також лінійні значення синаптичних зв'язків між нейронами. Використання саме цих значень обґрунтовано при розв'язанні задачі збільшення масштабу зображень [1]. Це дозволяє нам використати принципи лінійної суперпозиції і перейти від початкових схем до еквівалентних схем НПС МГП. Цей процес, а також повторюваність розв'язку,

яка забезпечується перевагами використовуваного алгоритму навчання НПС, дозволяють отримати матрицю вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків з навченої НПС МГП. Її застосування забезпечує реалізацію процедури передискретизації зображень з цільових коефіцієнтом зменшення, без використання НПС МГП на стадії застосування. Така перевага суттєво зменшить як часові так і обчислювальні ресурси, необхідні для реалізації процесу передискретизації набору зображень.

Процедура синтезу матриці вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків між нейронами. Алгоритмічна реалізація процедури синтезу матриці вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків з НПС МГП з багатьма виходами для розв'язання поставленої задачі передбачає виконання наступних кроків:

- 1) процедура навчання НПС МГП на парі зображень згідно методики, описаної вище;
- 2) отримання матриці коефіцієнтів $\alpha_{i,j}$ площини відгуку на основі навченої НПС:

$$V = \left[\alpha_{i,j} \right]_{i=1, (km)^2}^{j=1, k^2+1}, \quad (2)$$

де k — змінна, що визначає розмірність фрейму для зображення низької РЗ, $k \in N, k > 0$.

Матрицю (2) отримуємо шляхом тестування НПС МГП матрицею тестових сигналів T :

$$T = \begin{pmatrix} \Omega \\ E \end{pmatrix}, \quad \Omega = \left\{ \underbrace{0, \dots, 0}_{(km)^2} \right\}, \quad (3)$$

де E — одинична діагональна матриця, $\dim(E) = (km)^2 \times (km)^2$.

- 3) на основі (2) будемо матрицю вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків еквівалентної схеми лінійної НПС МГП:

$$W = \left[w_{i,j} \right]_{i=1, (km)^2}^{j=1, k^2+1}, \quad (4)$$

де коефіцієнти $w_{i,j}$ обчислюються так:

$$\forall i \in \left[1, (km)^2 \right], \forall j \in \left[1, k^2 + 1 \right]: w_{i,j} = \begin{cases} \alpha_{1,j}, & i = 1; \\ \alpha_{i,j} - \alpha_{1,j}, & i \neq 1. \end{cases} \quad (5)$$

- 4) використовуючи W , отримуємо шуканий фрейм $P_{i,j}$

$$\forall i, j \in \left[1, n \right]: P_{i,j} = \left[c_{x,y} \mid c_{x,y} = w_{1,(x-1)k+y} + \sum_{a=(i-1)+1}^{ki} \sum_{b=k(j-1)+1}^{kj} c_{a,b} w_{(a-k(i-1)-1)k+b-k(j-1)+1, (x-1)mk+y} \right]_{x,y=1, \overline{k}} \quad (6)$$

зображення низької РЗ із відповідного фрейму $P_{i,j}^{(m)}$ зображення високої РЗ, де $\forall a, b : c_{a,b} \in P_{i,j}^{(m)}$.

5) застосовуючи (9) до усіх вхідних фреймів, отримаємо шукане зображення.

Моделювання роботи методу. Процедура навчання НПС МГП для розв'язання задачі передискретизації зображень з цільовим коефіцієнтом зменшення з використанням засобів машинного навчання передбачає наявність навчальної пари зображень високої/низької РЗ. З цією метою для усіх експериментів, представлених у роботі використовувалася пара зображень, яку приведено на рис. 1а. (на рис. 1 приведено лише зображення низької РЗ). У режимі моделювання роботи методу використовувалися зображення, наведені на рис. 1 б, в, г. Слід відмітити, що масштаб усіх зображень з рис. 1 зменшено з метою представлення у роботі.



Рис. 1. Еталонні зображення з РЗ 252×252 пікселів:
а) навчальне; б), в), г) — тестові

Параметри НПС МГП наступні:

- 1) кількість входів — $\dim(A_1^{(m)})$;
- 2) прихованих шарів — 1;
- 3) кількість нейронів прихованого шару рівне $\dim(A_1^{(m)})$;
- 4) кількість виходів НПС — $\dim(A_1)$;
- 5) лінійне значення синаптичних зв'язків між нейронами.

Дослідження впливу розмірів фрейму на якість передискретизованих зображень. Метою експерименту є пошук таких значень розмірів фрейму ($k \times k$), яке б забезпечувало найкращий результат. Найкращий результат тут визначається з використанням наступних показників якості цифрових зображень: середньоквадратичне відхилення (MSE), універсальний індекс якості зображень (UIQ), співвідношення пікового сигналу до шуму (PSNR), а також індексу структурної подібності отриманого та еталонного зображень (SSIM). Зміну значень вищеперерахованих показників при зміні значення розмірів фрейму для тестових зображень зведено в табл. 1.

Таблиця 1

Значення показників якості цифрових зображень при зміні k

m = 2						
Зображення з рис.2	Співвідношення $k \times k$ для зображень високої/низької РЗ	UIQ	MSE	SSIM	PSNR	К-сть нейронів прихованого шару НПС
б)	2×2 — 1×1	0,9062	32,3548	0,9314	33,0314	4
в)	4×4 — 2×2	0,7226	164,515	0,7627	25,9687	16
г)	6×6 — 3×3	0,5233	398,4017	0,5694	22,1276	36
д)	8×8 — 4×4	0,4178	569,2429	0,4551	20,5778	64
е)	12×12 — 6×6	0,2945	772,7581	0,3417	19,2504	144

Як видно з табл. 1 найкращий результат по усім чотирьом показникам якості отримано для випадку найменшого значення k . Задля візуальної оцінки отриманих результатів, на рис. 2 наведено ряд передискретизованих зображень з коефіцієнтом зменшення $m = 2$ при зміні цього показника.

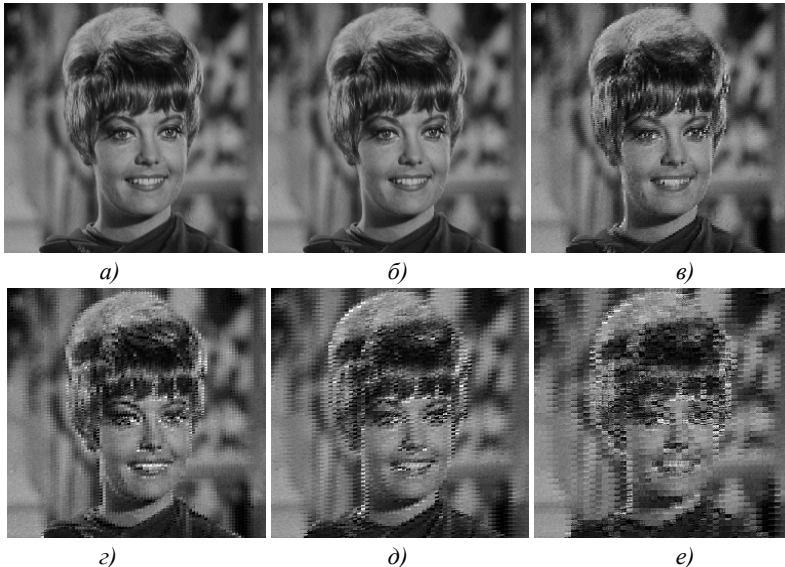


Рис. 2. Результати передискретизації з $m=2$ при зміні k : а) еталон; б) 2×2 — 1×1 ; в) 4×4 — 2×2 ; г) 6×6 — 3×3 ; д) 8×8 — 4×4 ; е) 12×12 — 6×6

Як видно з рис. 2, при збільшенні розмірів фрейму, якість передискретизованих зображень суттєво зменшується. Такі ж результати отримано і при зменшенні інших тестових зображень. Саме тому, у

подальших дослідженнях буде використовуватися найменше значення розміру фреймів.

Дослідження впливу параметрів НПС МГП на якість результуючих зображень. Цей експеримент передбачає пошук таких значень параметрів НПС, при яких отримується найкращий результат. При цьому збільшувалася кількість нейронів прихованого шару [1:4] при виконанні процедури навчання для фреймів, розміром 2×2 — 1×1 . Результати роботи нейроподібної структури при розв'язанні поставленої задачі в цьому випадку представлено в табл. 2.

Таблиця 2

Значення показників якості цифрових зображень при зміні кількості нейронів прихованого шару НПС МГП

Зображення з рис.1	SSIM	MSE	UIQ	PSNR	Кількість нейронів в прихованому шарі НПС МГП	
					б)	0,99
в)	0,93	61,25	0,93	30,26		
г)	0,98	9,26	0,97	38,47		
m = 2	б)	0,97	15,63	0,91	36,19	2 нейрона
	в)	0,84	166,03	0,83	25,93	
	г)	0,95	26,15	0,93	33,96	
	б)	0,96	20,35	0,89	35,05	3 нейрона
	в)	0,76	281,84	0,75	23,63	
	г)	0,93	31,12	0,91	33,20	
	б)	0,96	19,84	0,89	35,16	4 нейрона
	в)	0,78	255,59	0,77	24,06	
	г)	0,93	32,35	0,91	33,03	

На рис. 3 графічно наведено результати цього експерименту для зображень з рис. 1.

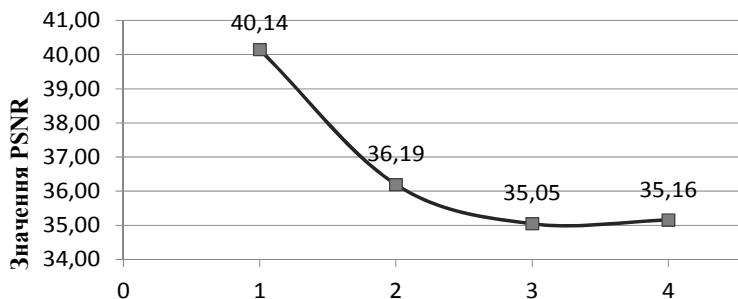


Рис. 3. Значення PSNR при зміні кількості нейронів в прихованому шарі з $m = 2$ (для зображення з рис. 1)

Вибір в прихованому шарі лише одного нейрону дозволило нам додатково підвищити ефективність роботи розробленого методу, зокрема щодо якості передискретизації зображень з коефіцієнтом зменшення — 2 по усім чотирьом показникам.

Висновки. Розроблено новий метод передискретизації зображень з цільовим коефіцієнтом зменшення з використанням засобів машинного навчання. Особливістю розробленого методу є висока якість передискретизації зображень одного класу при зменшенні обчислювальних та часових ресурсів його роботи. Окрім цього, застосування інструментарію НПС МГП надає можливість швидкого автоматичного перенавчання. Це забезпечує можливість використання методу у системах технічного зору при передискретизації сценарних зображень, тип яких швидко змінюється.

Список використаних джерел:

1. Ізонін І. В. Метод збільшення роздільної здатності зображень на основі штучних нейронних мереж / І. В. Ізонін, Р. О. Ткаченко, Д. Д. Пелешко, Д. А. Батюк // Вісник Львівського державного університету безпеки життєдіяльності. — 2015. — № 11. — С. 47–56.
2. Izonin I. Learning-based image super-resolution using weight coefficients of synaptic connections / I. Izonin, R. Tkachenko, D. Peleshko, T. Rak, D. Batiuk // Computer science and information technologies: proc. of X intern. scien. and techn. conf., 14–17 Sep. 2015 y., Lviv, Ukraine. — Lviv : Lviv Polytechnic Publishing House, 2015. — P. 25–29.
3. Рашкевич Ю. М. Нейроподібні методи, алгоритми та структури обробки сигналів і зображень у реальному часі : монографія / Ю. М. Рашкевич, Р. О. Ткаченко, І. Г. Цмоць, Д. Д. Пелешко. — Львів, 2014. — 256 с.
4. Tytyk R. Neural Network Technology for Image Downscaling [Electronic edition] / R. Tytyk, R. Tkachenko, I. Izonin, K. Hrytsyk // Litteris et Artibus: proc. of 5 intern. youth science forum, 26–28 Nov. 2015 y., Lviv, Ukraine. — Lviv : Lviv Polytechnic Publishing House, 2015. — P. 72–74.

In this paper, the method of image oversampling with a target coefficient of decrease based on machine learning is developed. Posted implementation of algorithmic synthesis procedure of weighting coefficients matrix of synaptic connections. The optimum parameters of neural networks to work in a learning mode for solving the problem. The numerical and graphical results by oversampling method developed in different images are shown.

Key words: *image, oversampling, machine learning.*

Отримано: 25.04.2016