

УДК004.896, 004.855.5, 004.932, 004.048, 004.942

І.В. Ізонін, Р.О. Ткаченко, Д.Д. Пелешко, Д.А. Батюк

Національний університет «Львівська політехніка», Львів

НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ МЕТОД ЗМІНИ РОЗДІЛЬНОЇ ЗДАТНОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ

Представлено новий метод зміни роздільної здатності зображень на основі машинного навчання. Також запропоновано удосконалення методу шляхом заміни застосування ШНМ при обробці кожного кадру на використання коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків, отриманих при навчанні ШНМ. Проведено серію експериментів для визначення параметрів методу. Подано експериментальне порівняння ефективності роботи методу з існуючими, яке показує кращі показники якості отриманих зображень запропонованим методом.

Ключові слова: зображення, збільшення роздільної здатності, штучні нейронні мережі, модель геометричних перетворень, фрейм, лінійність синапсу.

Вступ

Зміна роздільної здатності являється складовою підгрупи методів покращення якості зображень. Забезпечення комбінації двох параметрів, швидкості і якості подібних методів, залежить від власне методу, а також типу та якості вхідного зображення.

З активним розвитком інтелектуального аналізу виникла задача відтворення/покращення або максимального збереження інформативності зображень. З цією метою використовуються різноманітні методи. Серед цих методів в задачах збереження інформативності зображень широкої популярності набули гістограмні. У цих методах основним способом вирівнювання гістограм є застосування до зображення оператора, який повинен забезпечувати збереження набору інтенсивностей вихідного зображення і максимально зберігати пропорції пікселів для кожного значення інтенсивності. Основним недоліком цих методів є використання ітеративних процедур, що призводить до збільшення обчислювальних ресурсів.

У [2] досліджено застосування штучних нейромереж для покращення якості зображень під час їх дискретизації. Основою тут є гіпотеза про те, що структура зображення виступає інваріантом операції передискретизації зображення. Навчання мережі полягає у набуванні можливості відтворення цієї структури у разі зміни роздільної здатності зображень. За якісних візуальних результатів для окремих класів зображень основним недоліком є обов'язкова операція вирівнювання гістограм передискретизованих зображень для завдань інтелектуального аналізу. У роботі пропонується інший підхід, заснований на застосування ШНМ моделі геометричних перетворень.

Задача зміни роздільної здатності зображень на основі ШНМ

Для розв'язання задачі збільшення роздільної здатності зображень розроблено метод на основі

машинного навчання (learning based superresolution). Враховуючи високу швидкість роботи в режимі навчання та застосування, а також достатню надійність режиму навчання обрано штучну нейронну мережу (рис. 1, а) моделі геометричних перетворень (ШНМ МГП) лінійного та не лінійного типів [1, 3 – 5].

Вхідними даними методу є пара зображень високої та низької роздільної здатності на основі яких проводиться навчання ШНМ.

Нехай зображення низької роздільності є матрицею I , розмірністю (1×1) , а зображення високої роздільної здатності – матрицею I^m , розмірністю $(h \times h)$ із значень інтенсивності пікселів (1), де $h = 1 \times m$, m – коефіцієнт зміни роздільної здатності:

$$I = \begin{pmatrix} c_{1,1} & \dots & c_{1,1} \\ \dots & \dots & \dots \\ c_{1,1} & \dots & c_{1,1} \end{pmatrix}, \quad I^m = \begin{pmatrix} c_{1,1} & \dots & c_{1,h} \\ \dots & \dots & \dots \\ c_{h,1} & \dots & c_{h,h} \end{pmatrix}. \quad (1)$$

Для реалізації технології навчання обидва зображення розбивалися на однакову кількість n фреймів $P_{i,j}, P_{i,j}^m$ (квадратних областей значень функції інтенсивності) різних розмірностей $k = \dim(P_{i,j})$ та $k^m = \dim(P_{i,j}^m)$. Покриття фреймами є диз'юнктивним.

У випадку розв'язанні задачі збільшення роздільної здатності повинна виконуватись умова:

$$k < k^m.$$

У випадку розв'язанні задачі зменшення роздільної здатності повинна виконуватись така умова:

$$k > k^m.$$

Далі, із відповідних фреймів кожного із зображень формуємо n векторів (у випадку збільшення роздільної здатності):

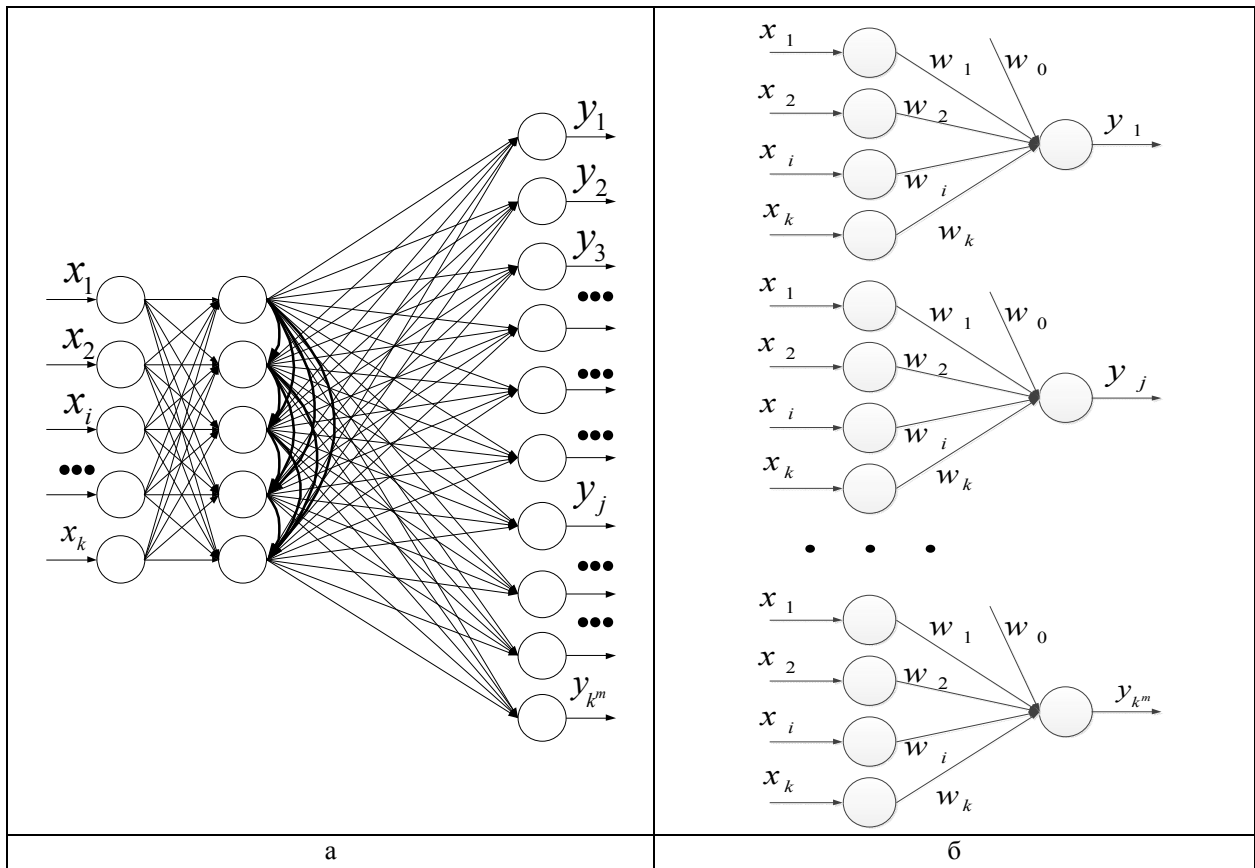


Рис. 1. Архітектура ШНМ МГП для вирішення задачі збільшення роздільної здатності зображень: а – початкова архітектура; б – еквівалентна схема ШНМ

$$\begin{aligned} v_1 &= (P_{1,1}, \dots, P_{1,1}^m), \\ &\dots \\ v_n &= (P_{n,n}, \dots, P_{n,n}^m) \end{aligned} \quad (4)$$

де $P_{n,n}$ – входи ШНМ, $P_{n,n}^m$ – виходи.

Практична реалізація процедури навчання здійснювалась за програмним рішенням, описаним у [4].

Графічний інтерфейс програмного рішення [1, 4], яке використовувалось для моделювання роботи методу, наведено на рис. 2.

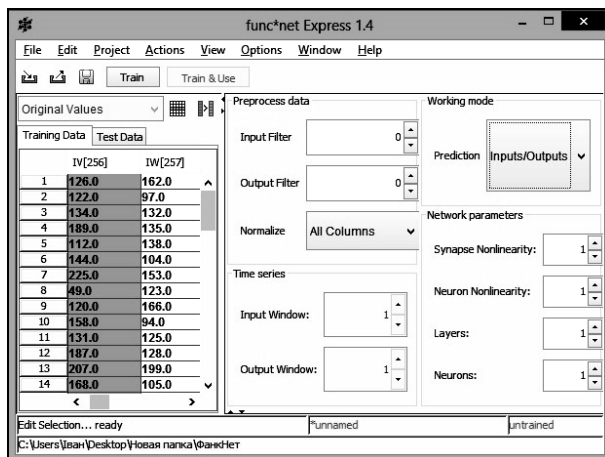


Рис. 2. Графічний інтерфейс func*net

Перевагою даної ШНМ на стадії навчання є те, що при суттєвих флуктуації значень функції інтенсивності зображення можливо реалізувати швидке перенавчання мережі на нових даних в автоматичному режимі без використання налагодження параметрів структури. Навчання нейромережі для усіх експериментів, представлених у роботі, відбувалося на парі зображень, одне з яких є низької роздільної здатності (зображення № 1 у табл. 1), а інше – високої (в статті не приводиться).

Тестові дані для роботи ШНМ сформовані у вигляді векторів подібно до (4):

$$\begin{aligned} v_1^t &= (P_{1,1}) = (c_{1,j}, \dots, c_{k,k}); \\ &\dots \\ v_n^t &= (P_{n,n}) = (c_{i,j}, \dots, c_{k,k}). \end{aligned} \quad (5)$$

Високий рівень генералізації штучних нейронних мереж машини геометричних перетворень в умовах обмеженої вибірки навчальних даних забезпечує застосування її для вирішення поставленої задачі.

Моделювання

Проведено серію модельних експериментів із зображеннями, наведеними у табл. 1, для визначення оптимальних характеристик процедури передискретизації із використанням ШНМ.

Таблиця 1

Зразки зображень низької роздільної здатності для тестової вибірки



Відзначимо, що у табл. 1 наведено зображення лише низької роздільності.

Мета першого експерименту полягає у визначенні степеня не лінійності синапсів, яке б забезпечувало достатню якість результуючого зображення та зменшення обчислювальних ресурсів процесу передискретизації.

На рис. 3 подано залежність універсального індексу якості зображень [6] та середньоквадратичного відхилення отриманих та еталонних зображень при $m = 4$. Параметри ШНМ для експерименту були такими: розміри фрейму зображення - 4×4 пікселів, 16 нейронів в прихованому шарі, всі значення нормалізовані. Аналізуючи графіки, наведені на рис. 3, можна констатувати, що збільшення степеня нелінійності синапсів суттєво не впливає на якість вихідного зображення. Це дає підставу стверджувати, що при застосуванні методу не варто використовувати високі степені не лінійності синапсів. У подальшому будемо використовувати лише лінійний синапс.

№ зображення	Середньоквадратичне відхилення (MSE)	Універсальний індекс якості зображень (UIQ)
1.		
7.		
2.		
10.		
Степінь нелінійності синапсів	1 2 3 4	1 2 3 4

Рис. 3. Залежність якості отриманих зображень від степеня нелінійності ШНМ МГП

Метою другого експерименту було визначення оптимальної розмірності фреймів $P_{i,j}, P_{i,j}^m$ для досягнення найкращих показників якості вихідних зображень в процедурі збільшення роздільної здатності. У експерименті використовувалось 10 зображень

(табл. 1). Збільшення роздільної здатності здійснювалось із такими значеннями коефіцієнта передискретизації: $m = 2, 4, 8$.

Результатом збільшення роздільної здатності при використанні усіх трьох значень коефіцієнта m є зображення, розмірністю 512×512 . Оцінка якості вихідного зображення проводилась за індексом структурної подібності (SSIM) [7] та пікового співвідношення сигнал/шум (PSNR). Залежність значень вищезгаданих показників від розмірності фреймів при збільшенні зображення із різними значеннями коефіцієнта зміни роздільної здатності m подано в табл. 2.

Оскільки навчальна вибірка формувалася саме з зображення № 1, то результатами тестування методу на ньому можна знехтувати. З таблиці 2 видно, що найкращі оцінки (темніші стовпці гістограми) за PSNR та SSIM отримані для випадку $k = 4 \times 4 = 16$, при $m = 2, 4$. При збільшенні роздільної здатності зображення у 8 разів ($m = 8$), найкращі значення PSNR та SSIM отримані у випадку $k = 2 \times 2 = 4$. Узагальнюючи результати експерименту можна стверджувати, що збільшення розмірів фрейму зображення негативно впливає на здатність до генералізації ШНМ МГП. Це у свою чергу має значний вплив на якість результатів роботи методу. Зокрема посилюються границі фреймів і, відповідно, суттєво зменшують інформативність зображення. Проте, як засвідчив експеримент, занадто велика навчальна вибірка (як при $k = 4$) також себе не виправдала. Саме тому, в подальших дослідженнях використовуватимемо фрейми, розмірністю $k = 16$.

Порівняння ефективності передискретизації описаного методу із ефективністю роботи відомих методів подано табл. 3. Усі 10 зображень, поданих у табл. 3 збільшені у 8 разів ($m = 8$). Параметри нейромережевого методу при навчанні були такими ж як і у першому експерименті.

Таблиця 2

Залежність показників якості вихідних зображень від розмірності фреймів зображення

№ зображення	Коефіцієнт збільшення роздільної здатності зображення											
	2				4				8			
	Structural SIMilarity index (SSIM)						Peak signal-to-noise ratio (PSNR)					
1.												
2.												
3.												
4.												
5.												
6.												
7.												
8.												
9.												
10.												
Розмір фрейму (пікселі)	2*2 4*4 8*8 16*16				2*2 4*4 8*8 16*16				2*2 4*4 8*8 16*16			

Таблиця 3

Порівняння результатів роботи різних методів збільшення роздільної здатності зображень

№ зображення	Пікове співвідношення сигнал/шум			
	Інтерполяція методом найближчого сусіда	Білінійна інтерполяція	Бікубічна інтерполяція	Нейромережевий метод
1.				
2.				
3.				
4.				
5.				
6.				
7.				
8.				
9.				
10.				

Модифікація методу

Для забезпечення режиму реального часу варто обмежити використання ШНМ для обробки кожного

кадру відео чи елементів набору зображень. Використовуючи лінійну структуру штучної нейронної мережі моделі геометричних перетворень, включаючи функції активації нейронів, можемо застосувати принципи лінійної суперпозиції і перейти від початкової (рис. 1 а) до еквівалентної ШНМ (рис. 1, б).

Якщо розмірність фрейму $P_{i,j}$ зображення низької роздільної здатності становить $k = n \times n$, то фрейму $P_{i,j}^m$ зображення високої роздільної здатності становитиме $k^m = n * m \times n * m$.

За допомогою навченої штучної нейронної мережі моделі геометричних перетворень визначаємо матрицю A коефіцієнтів площини відгуку $\alpha_{i,j}$ (6), шляхом тестування ШНМ МГП матрицею тестових сигналів T :

$$A = \begin{pmatrix} \alpha_{1,1} & \dots & \alpha_{1,j} & \dots & \alpha_{1,j_{\max}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_{i,1} & \dots & \alpha_{i,j} & \dots & \alpha_{i,j_{\max}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_{i_{\max},1} & \dots & \alpha_{i_{\max},j} & \dots & \alpha_{i_{\max},j_{\max}} \end{pmatrix}, \quad (6)$$

Розмірність матриці A рівна (i_{\max}, j_{\max}) , де $i_{\max} = k + 1$, $j_{\max} = k^m$. Індеси елементів матриці A визначаються так: $i = 1 \div i_{\max}$, $j = 1 \div j_{\max}$.

Матрицю T формуємо таким чином:

- будемо квадратну одиничну матрицю E розмірності $n \times n$;

- на основі матриці E будуюмо розширену матрицю T , шляхом додавання до матриці E першого рядка, елементами якого є нулі.

На основі отриманої матриці (6) будуюмо нову, стовпці якої міститимуть коефіцієнти ваг синаптичних зв'язків еквівалентної схеми лінійної ШНМ:

$$K = \begin{pmatrix} w_{1,1} & \dots & w_{1,j} & \dots & w_{1,j_{\max}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{i,1} & \dots & w_{i,j} & \dots & w_{i,j_{\max}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{i_{\max},1} & \dots & w_{i_{\max},j} & \dots & w_{i_{\max},j_{\max}} \end{pmatrix}, \quad (7)$$

де кожний коефіцієнт обчислюється за формулою:

$$w_{i,j} = \alpha_{i,j} - \alpha_{1,j}, \quad (8)$$

Використовуючи матрицю K коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків з (7), можемо отримати набір y_l пікселів y_j для фрейму зображення підвищеної роздільної здатності із вхідного блоку пікселів низької роздільності x_i без повторного використання ШНМ МГП:

$$y_l = w_{1,l} + \sum_{i=1}^{i_{\max}} x_i w_{i+1,l}, \quad (9)$$

де $l = 1 \div k^m$.

Застосовуючи матрицю K (7) до усіх n -фреймів зображення низької роздільної здатності згідно виразу (9) отримуємо зображення підвищеної роздільної здатності.

Висновки

У роботі запропоновано новий метод збільшення роздільної здатності зображень на основі машинного навчання. Для реалізації методу обрано штучну нейронну мережу моделі геометричних перетворень, яка володіє достатньою швидкістю роботи та надійністю навчання. Проведені модельні експерименти свідчать про те, що при застосуванні ШНМ МГП до задачі зміни роздільної здатності зображень варто обмежитися використанням ліній-

ного синапсу. Експерименти щодо підбору оптимальної розмірності навчальної вибірки показали, що розміри фреймів зображення не повинні перевищувати 4×4 пікселів.

Задля використання методу в режимі реального часу запропоновано модифікацію методу. За цією модифікацією змінювати роздільну здатність зображень в наборі (чи кадрів відеопотоку) можна лише з одним застосуванням ШНМ із подальшим використанням визначених коефіцієнтів ваг синаптичних зв'язків (7).

Список літератури

1. 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.
2. Опотяк Ю.В. Нейромережеві технології обробки, розпізнавання та класифікації зображень / Ю.В. Опотяк, В.М. Гавалко // Інформаційні технології та системи. – 2002. – № 1-2, Т. 6. – С. 47 – 52
3. Tkachenko R. Accelerated learning of multilayered neural networks on the base of the new paradigm / R. Tkachenko // Third Conference "Neural networks and their applications. – Kule, Poland, 1997. – P. 129-130.
4. Geometrical data modeling, Intelligent systems of making decisions and applied aspects of information technology / R. Tkachenko, P. Tkachenko, O. Tkachenko, J. Schmitz // Proceedings of the conference, vol. 2, Eupatoria, 2006. – P. 279-285.
5. Tkachenko R. The new paradigm of the artificial neural networks straight forward dissemination / R. Tkachenko // Visnyk of the Lviv Polytechnic National university, Computer Engineering and Information Technology. – 1999. – № 386. – P. 43-54.
6. Zhou Wang / A Universal Image Quality Index / Zhou Wang, Alan C. Bovik // IEEE Signal Processing Letters, 2002. – Vol. 9, no. 3. – P. 81-84.
7. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity / Z. Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh, E.P. Simoncelli // IEEE Transactions on Image Processing, 2004. – Vol. 13, no. 4. – P. 600-612.

Надійшла до редколегії 30.06.2015

Рецензент: д-р техн. наук, проф. І.Г. Цмоць, Національний університет «Львівська політехніка», Львів.

НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОД ИЗМЕНЕНИЯ РАЗРЕШЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

И.В. Изонин, Р.А. Ткаченко, Д.Д. Пелешко, Д.А. Батюк

Представлен новый метод изменения разрешения изображений на основе машинного обучения. Предложено усовершенствование метода путем замены применения ИНС при обработке каждого кадра на использование коэффициентов весов синаптических связей, полученных при обучении ИНС. Проведена серия экспериментов для определения параметров метода.

Ключевые слова: изображения, увеличение разрешения, искусственные нейронные сети, модель геометрических преобразований, фрейм, линейность синапса.

NEURAL NETWORK METHOD FOR CHANGE RESOLUTION OF IMAGES

I.V. Izonin, R.O. Tkachenko, D.D. Peleshko, D.A. Batiuk

A new method for change resolution images based on machine learning is developed. This method also is improvement by replacing the use of ANN in processing each frame to use coefficients of weights of synaptic connections obtained during training ANN. Conducted series of experiments to determine the parameters of the method.

Keywords: image, resolution increase, artificial neural network, model of geometric transformations frame, linearity synapse.