

Варенко А.М.

Національний університет «Львівська політехніка»

АНАЛІЗ ТА ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ ПОКРАЩАННЯ КОНТРАСТУ ЗОБРАЖЕНЬ

Починаючи з кінця минулого століття з низки причин почали набувати широкої популярності цифрові відеокамери. Заради збільшення попиту на відеокамери зменшили собівартість, що істотно вплинуло на якість відео та фото. Деяко покращити якість можна, використовуючи різного роду фільтри: високочастотний, низькочастотний, медіанний тощо та комбінуючи їх. Це дозволяє виділити основні об'єкти та деталі в зображенні і забрати шуми чи зайві деталі. Завдяки цьому можна покращити якість відео та фото, отриманих з використанням відеокамери, коли використати краєву оптичну матрицю чи додати яскравості з використанням додаткових джерел світла не є можливим.

Поширеною є проблема покращення візуальної якості зображення з різними цілями: знаходження рухомого об'єкта, зменшення шуму, виділення об'єкта на фоні та в інших цілях. Також збільшення контрасту зображення може бути використано і зловмисниками з метою шифрування темного вмісту та передача такого. Внесення змін у зображення рідко можна виявити без використання додаткової роботи з зображенням. Натомість більшу частину змін чудово помітно на гістограмі зображення, яке піддалося змінам. Незважаючи на те, що було запропоновано ряд алгоритмів для виявлення закодованого в зображенні вмісту, надійність методів при використанні обробок різних типів зображення є незадовільною.

У цій статті здійснено огляд літературних джерел, автори яких пропонують два варіанти отримання оригінального зображення для подальшого виявлення прихованого вмісту чи просто отримання першопочаткового оригінального зображення з використанням згорткових нейронних мереж різних типів, гамма-корекції та фільтра високих частот; проведено аналіз ефективності кожного з методів та сфери застосування цих методів. За допомогою розробленого на мові програмування Java програмного забезпечення здійснено аналіз довільного зображення з власної бібліотеки зображень, побудовано гістограми для кожного зі складових кольорів зображення; проведено обробку кольорового зображення з використанням високочастотного фільтра; проведено обробку зображення згортковими штучними нейронними мережами двох типів.

Ключові слова: згорткові нейронні мережі, глибоке навчання, піксель, зображення, контраст.

Постановка проблеми. З виходом у 1999 році відеокамери Sony 8, яка мала порівняно низький ціновий поріг, почали набувати попиту цифрові відеокамери, що і спричинило стрімкий ріст популярності цифрового відео. З цього часу почало зростати співвідношення ціна/якість для цифрових відеокамер. З'явилася велика кількість хороших цифрових відеокамер за доступні для широкого загалу користувачів ціни.

Вже з початку 2002 року ситуація змінилася. Маркетологи у багатьох компаніях-виробниках цифрових відеокамер заявили, що можна повернути увагу потенційного клієнта не за рахунок хорошої якості зйомки (яку багатьом користувачам було важко відрізнити від менш якісної), а за рахунок покращення параметрів відеокамер, які відразу ж впадають в очі широкому колу користувачів. При цьому було байдуже, чи мали ці параметри практичний сенс, чи ні. У зв'язку з цим з'явилася необхідність розробки якісного програмного забезпечення, яке дозволить покращувати візуальну якість зобра-

ження, отриманого за допомогою цифрової відеокамери. Таке покращення називають контрастним.

Контрастне покращення також використовується деякими зловмисниками з метою отримання візуально непомітних змін у зображенні. Зазвичай зображення, які пройшли контрастне підвищення, це зображення, в яких зловмисник змінив значення пікселів для приховування закодованого вмісту. Тому важливо розробити ефективний алгоритм виявлення контрастного покращення для оцінки автентичності та цілісності зображення.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Зусиллями досліджень минулого десятиліття було запропоновано ряд схем [1–9] для виявлення зображень зі збільшеним контрастом за рахунок використання атрибутів контрастного посилення. Стамм та інші [1, 2, 3] виявили, що контрастне посилення вводить піки і прогалини в гістограму зображення, що призводить до появи в гістограмі зображень специфічних значень. Виходячи з цього явища, автори використали технологію перетворення Фур'є для

виявлення контрастних зображень. Лін та інші [6] виявили, що контрастне посилення порушило б міжканальну кореляцію і виміряли таку кореляцію, щоб відрізнити оригінальні та зображення зі збільшеною контрастністю. Дотримуючись вищенаведених схем, Лін та співавтори [7] запропонували два відповідно вдосконалених методи. Зокрема, була використана квадратична вагова функція для заміни алгоритму Стамма, і лінійно-порогова стратегія була застосована до методу Ліна [6]. Крім того, для відновлення зображення розробляються алгоритми [10–13] оцінювання параметрів зображень зі зміненою контрастністю, які ґрунтуються на припущенні, що контрастне посилення відоме.

Деякі дослідники пропонують алгоритми [14–19], які є сильнішими, ніж існуючі криміналістичні детектори, але вимагають складних схем. Као та інші [15] стерли піки і пробіли гістограми, що виникли в результаті підсилення контрасту, шляхом додавання гаусового шуму. Барні та співавтори [14] запропонували метод на основі гістограм. Спочатку вони побудували базу даних гістограм оригінальних зображень, а потім шукали співставлені гістограми контрастного зображення з вихідної бази даних.

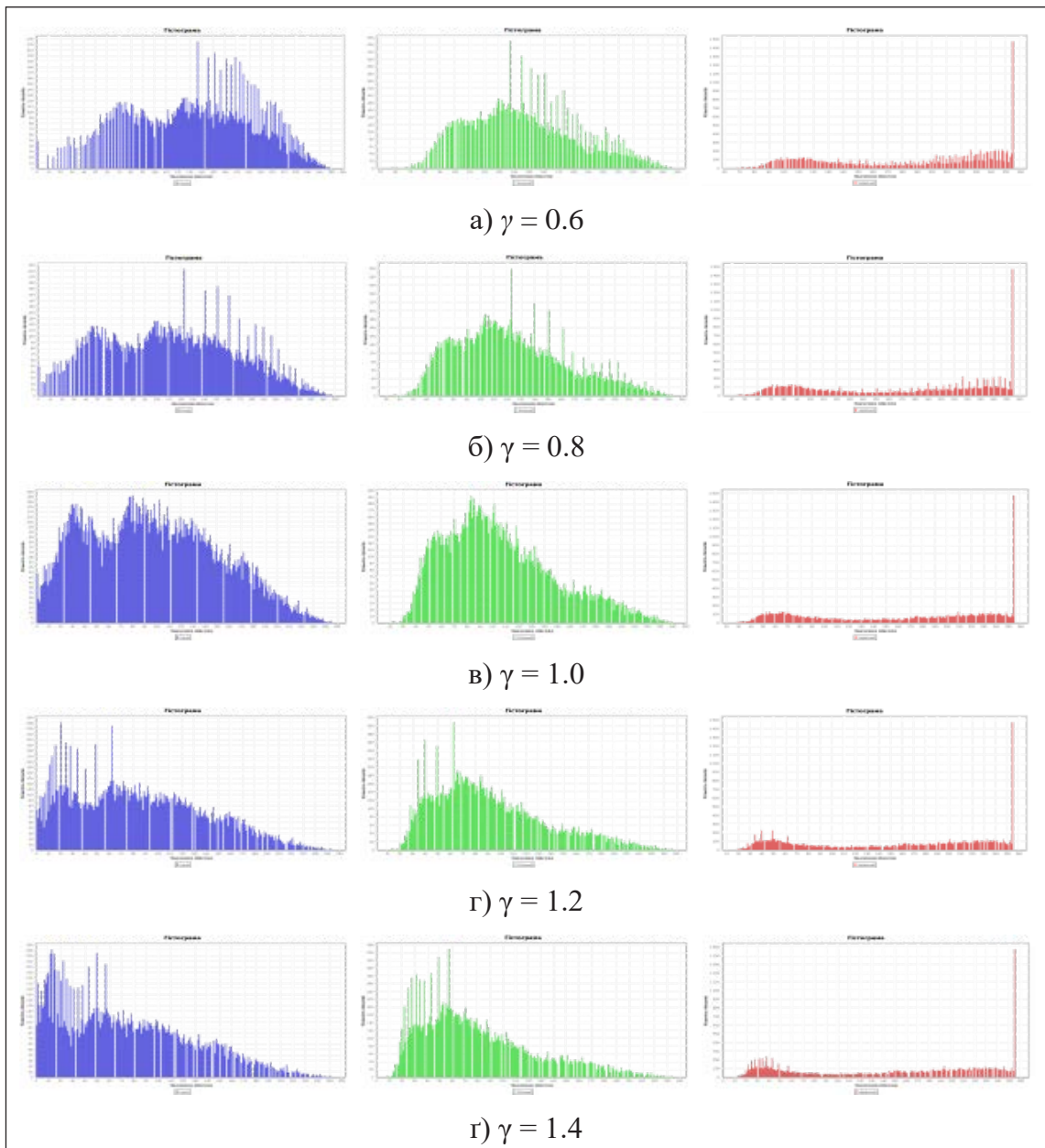


Рис. 1. Гістограми кольорового зображення при різних значеннях гамма-корекції: а) 0.6, б) 0.8, в) 1.0 (оригінального зображення), г) 1.2 та г) 1.4. Зліва показано гістограму для пікселів синього кольору, посередині – для пікселів зеленого кольору і, відповідно, справа – для пікселів червоного кольору

Гістограма модифікованого зображення була співставлена з вихідною гістограмою, яка отримана із зображення хорошої візуальної якості.

JPEG стиснення, як широко використовувана попередня процесія, має великий вплив на ефективність виявлення збільшеної контрастності. Останнім часом пропонуються алгоритми, які можуть визначити підвищену контрастність [9] і стиснення JPEG [4] та відновити оригінальне зображення. На жаль, вищезазначені алгоритми все ще не досягають задовільних показників. Крім того, вони не можуть одночасно визначити збільшення контрастності та стиснення JPEG і відновити таке зображення.

Янг та співавтори [20] пропонують надійні алгоритми виявлення контрастності, засновані на згорткових нейронних мережах, щоб протистояти як збільшеній контрастності, так і JPEG стисненню. Автори [22] теоретично проаналізували надійність і стабільність ознак для зображень та їх гістограм. На основі цього для різних областей автори [22] досліджували два типи архітектур згорткових нейронних мереж для зображень з підвищеною контрастністю: піксельно-інтервальні згорткові нейронні мережі (pixel-domain convolutional neural networks, P-CNN) і згорткові нейронні мережі з інтервальною гістограмою (histogram-domain convolutional neural networks, H-CNN). Зокрема, для P-CNN мереж фільтр високих частот застосували для зменшення впливу вмісту зображення і збереження балансу розподілу даних у взаємодії з нормалізацією групи [20]. Крім того, кількість шарів штучної нейронної мережі експериментально розроблена для вивчення кращого представлення ознак у зображеннях з контрастним посиленням. Гістограма подається у згорткові нейронні мережі для побудови H-CNN. На рис. 1 показано приклад таких гістограм кольорового зображення при різних значеннях гамма-корекції та гістограми оригінального зображення. На рис. 2. представлено самі зображення.

Експериментальні результати показали, що запропоновані ними методи перевершують сучасні схеми у випадку стиснення JPEG та зображень із підвищеною контрастністю.

Особливості проміжків між пікселями та інтервалами в гістограмах. Одним із найпоширеніших способів збільшення контрастності зображення, який використовують більшість інструментів для редагування зображення, є гамма-корекція. У цій статті головним чином зосереджено на виявленні гамма-корекції, яка зазвичай визначається як

$$Y = [255(X / 255)^\gamma] = 255M^\gamma, \quad (1)$$

де X позначає вхід, а Y – значення пікселя на виході, $M^\gamma = (X / 255) \in [0,1]$. Для спрощення нормалізується значення Y :

$$N = Y / 255 = M^\gamma, \quad (2)$$

де $N \in [0,1]$. Як відомо, гамма-корекція призведе до нелінійних змін у пікселях та введенню піків/щілин в гістограми таких зображень [1–4].

Різниця між оригінальним і контрастно розширеним зображеннями може бути обчислена наступним чином:

$$D = |Y - X| = 255|N - M| = 255|M^\gamma - M|. \quad (3)$$

З наведеної вище формули (3) видно, що значення пікселя пов'язане з вхідним (оригінальним) значенням пікселя, M і параметром гамма-корекції γ . Для того, щоб описати цю відмінність, введено максимум різниці, D_{max} . D_{max} існує, коли значення похідних N дорівнюють 1.

$$M_{D_{max}} = M_{N'=1} = \left(\frac{1}{\gamma}\right)^{\left(\frac{1}{\gamma-1}\right)}, \quad (4)$$

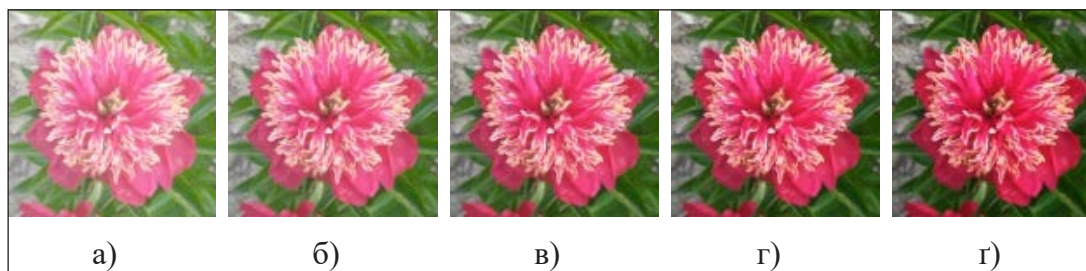


Рис. 2. Кольорове зображення при різних значеннях гамма-корекції: а) 0.6, б) 0.8, в) 1.0 (оригінального зображення), г) 1.2 та г) 1.4

$$D_{max} = 255 \left[\left(\frac{1}{\gamma} \right)^{\frac{1}{\gamma-1}} - \left(\frac{1}{\gamma} \right)^{\frac{1}{\gamma-1}} \right]. \quad (5)$$

Крива функції $D_{max} / 255$ показана на рис. 3. Для прикладу чотири групи параметрів вибираються наступним чином: $\gamma = \{0.6, 0.8, 1.2, 1.4\}$. Неважко знайти, що

$$D_{max}(\gamma = 0.6) = 47.4053 > D_{max}(\gamma = 1.4) = 31.4161 > D_{max}(\gamma = 0.8) = 20.8896 > D_{max}(\gamma = 1.2) = 17.0798.$$

Автори [22] вважають, що різниця в піксельному інтервалі достатньо велика, щоб її можна було вивчити методом глибокого навчання. Враховуючи це, P-CNN пропонуються для виявлення розширеного зображення.

Згідно з доповіддю у роботі [4], функція, заснована на гістограмі, ненадійна для перед/післяопераційної обробки. Характеристика піку і розриву легко знищується при стисненні. Для того, щоб протистояти стисненню JPEG, Цао та співавтори використовували лише значення розривів для виявлення покращених зображень. Однак його продуктивність для різних параметрів є нестабільною, що є наслідком нестабільності зазорів (нульових значень на гістограмі). Положення проміжків (нульових значень) буде відбуватися на

$$P_0 \in \begin{cases} [0, M_{D_{max}}^\gamma], \gamma < 1 \\ [M_{D_{max}}^\gamma, 1], \gamma > 1 \end{cases} \quad (6)$$

Причина, за якою гамма-корекція призводить до виникнення розривів, полягає в тому, що невеликий проміжок у гістограмі проектується на широкий проміжок. Тому ймовірність зазорів повинна бути пропорційна співвідношенню широкого діапазону проміжків і малого діапазону проміжків

$$P_0 \propto G(\gamma) = \begin{cases} \frac{M_{D_{max}}^\gamma - M_{D_{max}}}{M_{D_{max}}} = \frac{1}{\gamma} - 1, \gamma < 1 \\ \frac{M_{D_{max}} - M_{D_{max}}^\gamma}{1 - M_{D_{max}}} = \frac{\left(\frac{1}{\gamma}\right)^{\frac{1}{\gamma-1}} - \left(\frac{1}{\gamma}\right)^{\frac{\gamma}{\gamma-1}}}{1 - \left(\frac{1}{\gamma}\right)^{\frac{1}{\gamma-1}}}, \gamma > 1 \end{cases} \quad (7)$$

Статистичний розподіл зазорів для оригінальних і розширених зображень з $\gamma = 0.6, 0.8, 1.2, 1.4$ показаний на рис. 1, а кількість зазорів для $\gamma = 0.6, 0.8$ більше, ніж $\gamma = 1.2, 1.4$ і частково перекриваються вихідними зображеннями для $\gamma = 0.6, 0.8$ і менше $\gamma = 1.2, 1.4$, що узгоджується з результатом теоретичного аналізу [22]. Незважаючи на

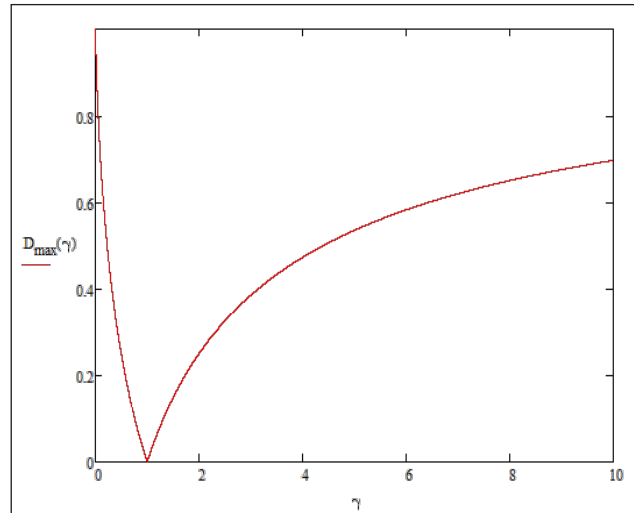


Рис. 3. Значення функції $D_{max} / 255$ від γ

нестабільність максимальних/нульових значень, дослідники [22] вважають, що ефективною особливістю має бути інтервал гістограми. Згорткові нейронні мережі з гістограмою створюються для досягнення виявлення контрастно змінених зображень.

Алгоритм для виявлення зображень зі збільшеною контрастністю

Існуючі алгоритми не є стійкими до стиснення JPEG. На підставі вищевказаного аналізу дослідниками [22] запропоновано глибокі алгоритми навчання для класифікації розширених зображень. Спеціально розроблено два види згорткових нейронних мереж: піксельно-інтервальні згорткові нейронні мережі (pixel-domain convolutional neural networks, P-CNN) і згорткові нейронні мережі з інтервальною гістограмою (histogram-domain convolutional neural networks, H-CNN), як показано на рис. 4.

А. Піксель-інтервальні згорткові нейронні мережі

Різниця в області пікселів досить велика, наприклад, $D_{max}(\gamma = 1.2) = 17.0798$, що надихнуло авторів [22] на розробку відповідних піксельно-інтервальних згорткових нейронних мереж, структура яких показана на рис. 4 (а). Враховуючи вплив вмісту зображення, фільтр високих частот додається для усунення перешкод (шумів) у зображенні. Крім того, гістограма високочастотних фільтрованих зображень приблизно впливає з узагальненого гаусівського розподілу [21]. Таким чином, фільтрація високих частот була б кращою для прискорення навчання шляхом нормалізації. Зокрема, експериментально встановлено, що фільтр першого порядку має кращу продуктивність.

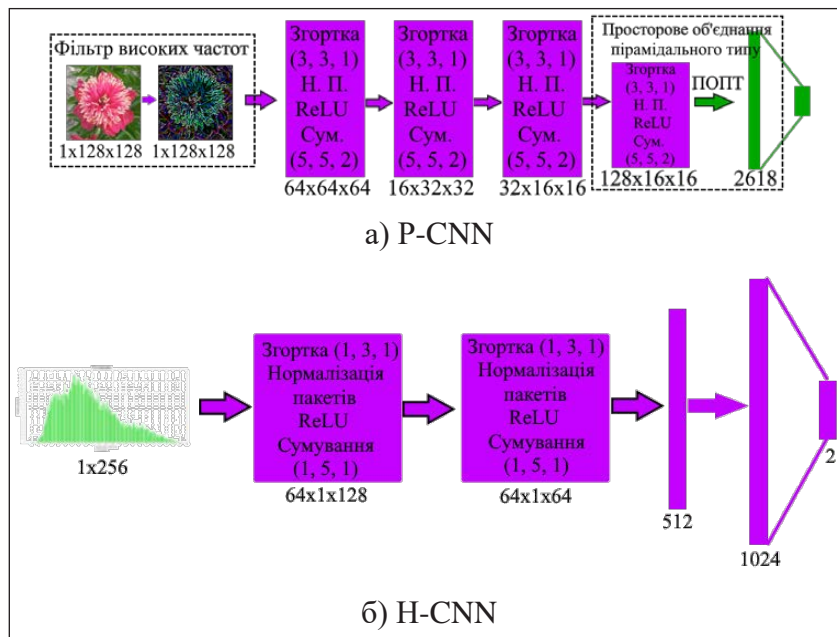


Рис. 4. Архітектура запропонованих піксельно-домених (а) і гістограмно-домених (б) згорткових нейронних мереж

$$I_1 = H * I \quad (8)$$

де $H=[1,-1]$, I – вхідне зображення, I_1 – вихід першого шару, ‘*’ являє собою операцію згортки.

Далі фільтр високих частот супроводжується чотирма шарами. Для кожного шару існують чотири типи операцій: згортка, нормалізація пакетів, ReLU та сумування середніх значень. Карти характеристик для кожного шару складають 64, 16, 32, 128 відповідно. Розмір ядра для операції згортки та об’єднання є 3x3 з кроком 1, 5x5 з кроком 2. Дослідники [22] експериментально виявили, що чисельність карти характеристик для першого згорткового шару важлива для виявлення збільшеної контрастності, і вона має крашу продуктивність, коли карти характеристик становлять 64. Згортковий шар обраховується наступним чином,

$$I_1 = \begin{cases} P(R(F(W_i * I_{i-1} + B_i))), i \in (2, 3, 4) \\ S(R(F(W_i * I_{i-1} + B_i))), i \in (5) \end{cases} \quad (9)$$

де F, R, P, S являє собою пакетну нормалізацію, ReLU, середнє об’єднане і об’єднання просторової піраміди відповідно. Для об’єднання просторової піраміди обрано три шкали, які призводять до виходу з 2688 вимірами.

Зрештою, шар з логістичною функцією, що має багато змінних і супроводжується втратою. Функція втрати виглядає наступним чином:

$$Loss = -\log \left(\frac{e^{W^j I_5 + B^j}}{\sum_{j=1}^n e^{W^j I_5 + B^j}} \right) \quad (10)$$

де, n – номер розряду, j являє собою дійсне число. У авторській [22] експериментальній установці застосовується міні-пакетне стохастичне зменшення кроку, а розмір партії встановлюється на 120. Точність навчання ініціалізується до 0,001, і планується зменшити на 10% на кожні 10000 ітерацій. Максимальна кількість ітерацій – 100000. Імпульс і спад ваги фіксуються відповідно до 0,9 і 0,0005.

Б. Гістограмно-інтервальна згорткова нейронна мережа

Незважаючи на те, що характеристика піків/розривів нестабільна для перед/післяопераційної обробки та різних параметрів, характеристика проміжків в інтервалі гістограми може бути більш ефективнішою, ніж в інтервалі пікселів. Замість того, щоб розробляти нову функцію, пропонується згорткова нейромережа з автоматичним гістограмно-інтервальним самонавчанням. Крім того, як вхід із низьким і фіксованим розміром, гістограма підходить для згорткових нейронних мереж. Архітектура представлена на рис. 4 (б). Входом є гістограма зображення, вектор з розмірами 1x256. Потім за вхідним шаром слідує два згорткових і три повністю з’єднані шари. Особливістю карти є 64, 64, 512, 1024, 2 відповідно. Нарешті, додано шар softmax для класифікації двох типів зображень: оригінального та розши-

реного зображення (чисте контрастне стиснення/JPEG). Параметри згорткових шарів такі ж, як і піксельно-інтервальних згорткових нейронних мереж.

Висновки. Зараз набуває величезної популярності отримання оригінального зображення з існуючого незалежно від того, як саме був змінений оригінал. Багато вчених досягли у цьому чудових результатів і на даний час оригінальне зображення можна відновити незалежно від того, як воно було змінено. Всі ці методи мають високий коефіцієнт відновлення оригінального зображення, але мають недоліки. Насамперед, методи передбачають, що

відомо, яким чином було змінено зображення [20] і відповідно до цього вибирається алгоритм відновлення оригіналу. Також мережу потрібно спочатку навчити [23] і лише потім вона зможе відновити зображення, покращивши його якість. Це недоліки, оскільки, по-перше, не існує єдиного методу відновлення оригінального зображення, по-друге, потрібно вчити мережу перш, ніж вона зможе відновити зображення. Наразі відбувається розробка єдиного алгоритму, який має відновлювати зображення незалежно від того, як воно було змінено з використанням нейронної мережі без її попереднього навчання.

Список літератури:

1. M.C. Stamm and K.J.R. Liu, Blind forensics of contrast enhancement in digital images, in Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing, October 2008
2. M. Stamm and K. Liu, Forensic detection of image manipulation using statistical intrinsic fingerprints, Information Forensics and Security, IEEE Transactions on, vol. 5, no. 3, pp. 492–506, Sept 2010.
3. M.C. Stamm and K.J.R. Liu, Forensic estimation and reconstruction of contrast enhancement mapping, in Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, March 2010, pp. 1698–1701.
4. G. Cao, Y. Zhao, R. Ni, and X. Li, Contrast enhancement based forensics in digital images, IEEE Transactions on Information Forensic and Security, vol. 9, pp. 515–525, March 2014.
5. Li H, Luo W, Qiu X, et al. Identification of various image operations using residual-based features[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2016.
6. Lin X, Li C T, Hu Y. Exposing image forgery through the detection of contrast enhancement[C]//Image Processing (ICIP), 2013 20th IEEE International Conference on. IEEE, 2013: 4467–4471.
7. Lin X, Wei X, Li C T. Two improved forensic methods of detecting contrast enhancement in digital images[C]//Media Watermarking, Security, and Forensics 2014. International Society for Optics and Photonics, 2014.
8. Wen L, Qi H, Lyu S. Contrast Enhancement Estimation for Digital Image Forensics[J]. arXiv preprint arXiv:1706.03875, 2017.
9. A. De Rosa, M. Fontani, M. Massai, A. Piva, and M. Barni, Second-order statistics analysis to cope with contrast enhancement counter-forensics, IEEE Signal Processing Letters, vol. 22, pp. 1132–1136, August 2015.
10. H. Farid, Blind Inverse Gamma Correction, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 10, no. 10, pp. 1428–1433, Oct 2001.
11. A. C. Popescu and H. Farid, Statistical Tools for Digital Forensics, 6th Intl. Work. on Info. Hiding & LNCS, vol. 3200, pp. 128–147, May 2004.
12. G. Cao, Y. Zhao, and R. Ni, Forensic estimation of gamma correction in digital images, in Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing, Sept 2010, pp. 2097–2100.
13. Wang P, Liu F, Yang C, et al. Parameter estimation of image gamma transformation based on zero-value histogram bin locations[J]. Signal Processing: Image Communication, 2018.
14. M. Barni, M. Fontani, and B. Tondi, A universal technique to hide traces of histogram-based image manipulations, in Proc. of the ACM Workshop on Multimedia and Security, 2012, pp. 97–104.
15. G. Cao, Y. Zhao, R. Ni, and H. Tian, Anti-forensics of contrast enhancement in digital images, in Proc. of the ACM Workshop on Multimedia and Security, 2010, pp. 25–34.
16. C.-W. Kwok, O. C. Au, and S.-H. Chui, Alternative anti-forensics method for contrast enhancement, in Proc. of the Int. Conf. on Digital-Forensics and Watermarking, 2012, pp. 398–410.
17. P. Comesana-Alfaro and F. Perez-Gonzalez, Optimal counterforensics for histogram-based forensics, in Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, May 2013, pp. 3048–3052.
18. G. Cao, Y. Zhao, R. Ni, H. Tian, and L. Yu, Attacking contrast enhancement forensics in digital images, Science China Information Sciences, vol. 57, no. 5, pp. 1–13, 2014.
19. Ravi H, Subramanyam A V, Emmanuel S. ACEAn Effective Antiforensic Contrast Enhancement Technique [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(2): 212–216.
20. Pengpeng Y., Student M., et al. Robust Contrast Enhancement Forensics Using Convolutional Neural Networks, 2018.
21. Aharon, M., Elad, M., Bruckstein, A.: K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation. IEEE Transactions on Signal Processing 54 (11), 4311–4322 (2006).
22. Wuyang S., Yaohua Y., et al. Robust contrast enhancement forensics based on convolutional neural networks, 2018.
23. Chao D., Chen C. L., et al. Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks, 2015.

**Varenko A.M. ANALYSIS AND COMPARISON
OF METHODS FOR IMPROVING CONTRAST OF IMAGES**

Since the end of the last century, for a number of reasons, digital video cameras have begun to gain widespread popularity. For the sake of increasing demand for video cameras, they reduced the cost price, which significantly affected the quality of video and photos. It is possible to slightly improve the quality using various types of filters: high-frequency, low-frequency, median, etc. and combining them. This allows to highlight the main objects and details in the image and pick up noise or extra details. Due to this, it is possible to improve the quality of video and photos obtained using a video camera, when it is not possible to use the best optical matrix or add brightness using additional light sources.

Currently, there is a widespread problem of improving the visual quality of the image for various purposes: finding a moving object, reducing noise, highlighting the object against the background and for other purposes. Also, increasing the contrast of the image can be used by attackers to encrypt secret content and transfer it. Changes to the image can rarely be detected without additional work with the image. But most of the changes are clearly visible on the histogram of the image, which has undergone changes. Despite the fact that a number of algorithms have been proposed for detecting the content encoded in the image, the reliability of the methods when using treatments of various types of images is unsatisfactory.

This article provides an overview of literary sources, the authors of which offer two options for obtaining the original image for further revealing hidden content or simply obtaining the original source image using convolutional neural networks of various types, gamma correction, and a high-pass filter; the analysis of the effectiveness of each of the methods and the scope of application of these methods is done. Using the software developed in the Java programming language, an arbitrary image is analyzed from its own image library, histograms are constructed for each of the component image colors, a color image is processed using a high-pass filter; image processing by convolutional artificial neural networks of two types is carried out.

Key words: convolutional neural networks, deep learning, pixel, images, contrast.