

УДК 621.391.822:004.032.26:004.451.9

doi: 10.32620/reks.2019.2.05

Р. В. ЦЕХМИСТРО, В. В. АБРАМОВА, А. С. РУБЕЛЬ, М. Л. УСС,
Г. А. ПРОСКУРА, О. С. РУБЕЛЬ

Національний аерокосмічний університет імені М. Є. Жуковського «ХАІ», Україна

ОЦІНКА ХАРАКТЕРИСТИК ШУМУ НА РЕАЛЬНИХ ЗОБРАЖЕННЯХ З ВИКОРИСТАННЯМ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ НА МОБІЛЬНІЙ ПЛАТФОРМІ

Предметом вивчення в даній статті є характеристики шуму на реальних зображеннях, які отримуються за допомогою мобільних пристроїв. *Метою* є створення демонстраційного мобільного додатку на платформі Android, який в реальному часі реалізує оцінювання характеристик завад на таких зображеннях. *Задачі:* дослідити точність оцінювання характеристик завад нейронною мережею NoiseNet на тестових зображеннях з бази Tampere17; провести попереднє дослідження типу, інтенсивності та кореляційних характеристик завад на зображеннях, отриманих за допомогою мобільних пристроїв; дослідити можливість застосування нейронної мережі NoiseNet для оцінювання характеристик завад на цих зображеннях. Було отримано такі **результати**. При аналізі характеристик завад на тестових зображеннях з бази Tampere17, спотворених білим гаусовським шумом, було показано, що в цілому нейронна мережа NoiseNet демонструє досить високу точність оцінювання (відносна похибка оцінювання не перевищує 0,2), проте для деяких зображень, зокрема високотекстурних, значення відносної похибки може бути в рази вищим. Досліджено характеристики шуму на фотографіях, отриманих в різних умовах, камерами, вбудованими в мобільні пристрої від різних виробників. Показано, що шум на таких зображеннях є сигнально-залежним і часто характеризується досить високим ступенем просторової корельованості. При цьому ступінь просторової корельованості завад значною мірою залежить від умов освітлення, в яких було отримано певний знімок і є вищим для зображень, отриманих при тьмяному світлі. Оскільки нейронну мережу NoiseNet не призначено для роботи з просторово-корельованими завадами, до її застосування зображення піддавалися попередній обробці з метою усунення просторової корельованості завад. Готова до використання нейронна мережа NoiseNet, а також Android додаток для тестування мережі представлені на ресурсі GitHub: <https://github.com/radiuss/NoiseNet>.

Ключові слова: згорткові нейронні мережі; автоматичне оцінювання характеристик завад; мобільна платформа; оцінка якості зображень; обробка реальних зображень.

Вступ

Сучасні мобільні пристрої з цифровими камерами мають великі можливості для отримання зображень або відео з високою роздільною здатністю та якістю [1], проте забезпечення високої якості отриманих даних вимагає застосування певної попередньої обробки [2]. Як під час отримання даних, так і в процесі їх обробки, на дані впливає ряд негативних факторів, серед яких одним з найвагоміших є шум [3]. Шум виникає на зображеннях як внаслідок впливу обладнання, що використовується для формування зображень, так і внаслідок впливу оточуючого середовища (атмосферні явища, освітлення, тощо). Саме тому цей шум здебільшого має складну природу і характеризується наявністю як сигнально-незалежних, так і сигнально-залежних складових [2, 3].

Для видалення шуму і покращення візуальної якості зображень використовується фільтрація

[4 – 6]. Проте оскільки фільтрація є досить ресурсомісткою операцією, перед її застосуванням слід обґрунтувати її доцільність, що потребує знання деякої інформації про характеристики завад на зображенні. По-перше, це тип завад та їх інтенсивність [7], виражена параметрами відповідної моделі шуму, які суттєво впливають на тип та настроювальні параметри обраних фільтрів. По-друге, оскільки практично всі сучасні фільтри працюють в спектральній області, для вибору і правильного налаштування методу фільтрації велике значення мають спектральні характеристики шуму [8].

Оскільки характеристики завад на зображеннях значною мірою залежать від системи формування зображень, можна зробити деякі припущення щодо характеристик завад, отриманих за допомогою мобільних пристроїв. Перше припущення – квазі-пуасонівська сигнальна залежність завад, яка зумовлена лічильним принципом роботи оптичних датчиків, що входять до складу мобільних фотокамер

[8, 9]. Друге припущення – просторова корельованість завад, зумовлена застосуванням процедури демозайкізації при отриманні даних з сенсору камери [9].

Просторово-корельований шум складається здебільшого з низькочастотних компонентів і з'являється на зображеннях у вигляді «зерноподібної» структури [10]. Просторово-корельований шум більше погіршує візуальну якість зображення у порівнянні з просторово-некорельованим шумом з такою ж самою інтенсивністю. Негативний вплив на якість зображення значно посилюється у випадку, коли шум є сигнально-залежним, що, як було зазначено вище, є типовим для зображень, отриманих за допомогою мобільних фотокамер.

Проте в деяких випадках наявний на зображеннях шум може мати малу інтенсивність і бути візуально непомітним. В таких випадках придушення завад є небажаним, оскільки може призвести до введення додаткових спотворень, таких як, наприклад, надмірне згладжування [11, 12].

Таким чином, точна інформація про тип і характеристики завад на зображенні є критично важливою для прийняття рішення щодо доцільності проведення його подальшої обробки (зокрема фільтрації) і визначення конкретних операцій цієї обробки, які є потрібними в даній конкретній ситуації.

Інформацію про характеристики завад на зображеннях отримують за допомогою спеціальних автоматичних методів. На сьогоднішній день існує досить велика кількість таких методів, і всі вони можуть бути умовно поділені на три групи [13]: методи, що працюють в просторовій області [14, 15], методи, що працюють в спектральній області [16 - 18], а також методи, що базуються на оцінюванні максимальної правдоподібності характеристик шуму та графічних даних [19]. Перевагою методів першої і другої груп є їх висока швидкість, однак загальним недоліком методів цих груп є значне завищення отриманих значень параметрів шуму для високотекстурних зображень. Треба зауважити, що згаданий недолік в основному притаманний методам першої групи. Методи з третьої групи є найбільш точними, але вони характеризуються високою обчислювальною складністю і, відповідно, мають відносно низьку робочу швидкість.

Потенційно, ефективність методів третьої групи може бути підвищена за допомогою згорткових нейронних мереж. Такі дослідження були вже проведені і показали досить успішні результати [20]. Проте, цей напрям знаходиться тільки на початковому етапі свого розвитку. Отже, для оцінки характеристик шуму сьогодні найчастіше використовуються методи, що працюють в спектральній області.

Характерною особливістю методів, які працюють в спектральній області є значне заниження параметрів шуму в разі просторово-корельованих завад. Таким чином, при використанні цих методів, необхідно попередньо оцінити ступінь просторової кореляції шуму і застосувати процедуру прорідження для вихідного зображення з відповідним коефіцієнтом для того, щоб перетворити шум на просторово-некорельований. Оцінити ступінь просторової корельованості завад також можна за допомогою спеціальних автоматичних методів [21].

Метою даної роботи є побудування точної системи оцінювання характеристик завад на зображеннях, отриманих за допомогою цифрових камер мобільних пристроїв, та розробка мобільного додатку, що реалізує роботу цієї системи на платформі Android. Основу системи оцінювання характеристик завад складає нещодавно розроблена згорткова нейронна мережа (ЗНН) NoiseNet [20].

Структура статті є наступною: розділ II містить аналіз шумових характеристик реальних зображень, отриманих за допомогою мобільних пристроїв; розділ III описує згорткову нейронну мережу NoiseNet і особливості її застосування для оцінювання характеристик завад на зображеннях, отриманих мобільними фотокамерами; розділ IV містить отримані результати оцінювання характеристик шуму з використанням NoiseNet., а також опис реалізації запропонованого методу у вигляді програмного додатку на мобільній платформі Android.

1. Шумові характеристики зображень з мобільних фотокамер

Для отримання інформації про характеристики завад на зображеннях, сформованих за допомогою фотокамер, вбудованих в мобільні пристрої, необхідна досить велика база таких зображень. Оскільки бази зображень, яка б містила достатньо велику кількість зображень, отриманих в різних умовах освітлення за допомогою мобільних пристроїв від різних виробників, знайти не вдалося, ми створили її самостійно.

Отримана база містить близько 6000 фотографій, отриманих за допомогою смартфонів від шести виробників. Ці фотографії різного розміру, що відповідає різному рівню роздільної здатності камери: понад 4000 зображень розміром 2592x4608 (тобто 12 мегапікселів) і близько 2000 зображень розміром 480x640 (що відповідає роздільній здатності у 0,3 мегапікселі).

Для отримання зображень з мобільних фотокамер з оригінальною якістю (тобто без їх додаткової обробки), було створено спеціальний мобільний додаток, який працює на платформі Android.

Для отримання даних в цьому додатку використовуються програмні бібліотеки Camera2 API й Android NDK.

Суть роботи розробленого додатку полягає в наступному. Спочатку отримуються зображення з камери смартфона з використанням кольорової моделі YUV_420. Ця кольорова модель має компоненту яскравості (інтенсивності) і дві колірорізнісних компоненти для кожного пікселя. Оскільки всі формати файлів зображень використовують модель RGB888, саме в ній перераховуються отримані значення всіх пікселів зображення. Після перерахунку створюється растровий масив який зберігається в форматі TIFF, оскільки цей формат використовує стиснення без втрат і практично не спотворює зображення. В результаті, всі збережені зображення мають оригінальну візуальну якість.

При отриманні тестових даних використовувались автоматичні настройки для яскравості, експозиції, ISO і т.д., як при звичайному використанні мобільної камери.

Аналіз характеристик завад на зображеннях зі сформованої бази почнемо з аналізу кореляційних характеристик цих завад. Для цього застосуємо до зображень метод автоматичного визначення ступеню просторової корельованості завад, описаний в [21]. Цей метод полягає у визначенні локальних оцінок коефіцієнта ексцесу, отриманих в ДКП області у блоках розміром 8x8 пікселів, що не перекриваються; побудові розподілу цих оцінок та пошуку моди цього розподілу. Значення цієї моди є досить непоганим відображенням ширини головної пелюстки автокореляційної функції завад, і, отже, дозволяє характеризувати ступінь їх просторової корельованості. Так, для просторово-некорельованого шуму значення цієї моди зазвичай не перевищує 3,75, для шуму зі слабкою кореляцією це значення знаходиться в діапазоні 3,75...5,5, в той час як для середньої та сильної кореляції її значення більше, ніж 5,5.

В [21] також описано спосіб усунення просторової корельованості завад за рахунок прорідження вихідного зображення. Коефіцієнт прорідження залежить від ступеня просторової корельованості і складає 1 для некорельованого шуму, 2 для шуму зі слабкою кореляцією і 3 для середньо- і сильнокорельованих завад.

При аналізі кореляційних характеристик завад на зображеннях з мобільних фотокамер було виявлено чітку залежність ступеню просторової корельованості завад від умов освітлення, за яких було зроблено знімок. Чим кращим було освітлення, тим меншим виявлявся рівень просторової корельованості завад. Для більшості зображень з бази шум виявився просторово-корельованим зі слабким або

середнім рівнем кореляції. Взаємозв'язок між умовами освітлення і рівнем просторової кореляції завад на зображенні показано в табл. 1.

Таблиця 1
Залежність ступеня просторової кореляції завад від освітлення

Освітлення і умови зйомки	Ступінь просторової кореляції	Рекомендований коефіцієнт проріджування
Денне вуличне світло	слабка	2
	в хорошому освітленні відсутня	1
Денне світло в приміщенні	слабка	2
Штучне освітлення на вулиці	середня	3
Штучне освітлення в приміщенні	слабка	2
	при поганому освітленні сильна	3

Оскільки камери, вбудовані в мобільні пристрої відносяться до сенсорів, що працюють в оптичному діапазоні, логічно припустити, що шум на них можна описати у вигляді суміші адитивних і квазі-пуасонівських завад [22 - 24]:

$$\sigma_n^2(I) = \sigma_{SI}^2 + k_{sd}I, \quad (1)$$

де σ_{SI}^2 – дисперсія сигнально-незалежної компоненти шуму;

I – справжнє значення пікселя зображення;

k_{sd} – це коефіцієнт пропорційності сигнально-залежної компоненти шуму (коефіцієнт підсилення квазі-пуасонівського шуму); дисперсія сигнально-залежної компоненти шуму буде відповідно дорівнювати $k_{sd}I$.

Для попереднього аналізу характеристик завад на зображеннях застосуємо метод [17], який саме і призначено для оцінювання характеристик завад, що описуються моделлю (1). Даний метод полягає у побудові скатерограми пар локальних оцінок дисперсії і середнього, отриманих для однорідних ділянок зображення, визначенні центрів кластерів скатерограми робастним методом і вписуванні регресійного полінома першого порядку за цими центрами з використанням двічі зваженого метода найменших квадратів. Параметри цього полінома є оцінками характеристик сигнально-незалежної і сигнально-залежної складових завади.

На рис. 1 наведено два типові приклади зображень зі створеної бази і відповідні їм скатерограми локальних оцінок дисперсії і середнього з відміченими центрами кластерів (квадрати) і вписаною регресійною прямою.

Як видно з представлених даних, для деяких зображень модель (1) є справедливою і на зображеннях дійсно присутня суміш адитивних і квазі-пуасонівських завад, іноді з превалюванням сигнально-залежної складової (рис. 1, в - г).

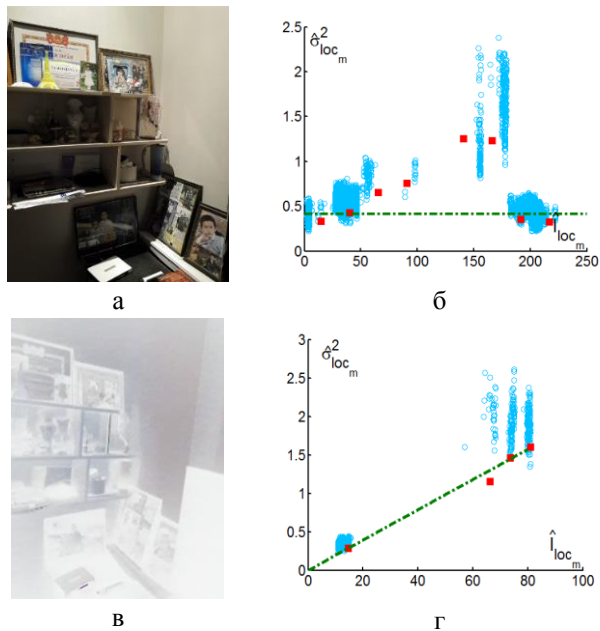


Рис. 1. Типові приклади зображень, сформованих за допомогою мобільних пристроїв (а, в) і відповідні їм скатерограми локальних оцінок дисперсії і середнього з відміченими центрами кластерів і вписаними регресійними прямими (б, г)

Проте більш типовим для бази є перший випадок (рис. 1, а - б), коли шум на зображенні насправді описується дещо складнішою моделлю, що, імовірно, є наслідком застосування гамма-корекції. Внаслідок невідповідності закладеної моделі фактичним даним, шум на таких зображеннях помилково визначається як чисто адитивний, в той час як розподіл точок скатерограми чітко вказує на наявність залежності рівня завад від сигналу. Виявлений складний характер сигнальної залежності завад добре узгоджується з результатами, отриманими іншими дослідниками [3], і вказує на необхідність використання поліноміальних моделей вищих порядків при оцінці характеристик шуму в зображеннях з вбудованої камери мобільних пристроїв.

2. Згорткова нейронна мережа NoiseNet

Як було зазначено вище, в якості основи розробленої системи автоматичного оцінювання

характеристик завад на зображеннях, отриманих за допомогою мобільних пристроїв, передбачається використовувати згорткову нейронну мережу NoiseNet [20]. Цю нейронну мережу було розроблено для оцінювання характеристик просторово-некорельованих завад, що описуються моделлю (1). NoiseNet виконується ітеративно для окремих фрагментів зображення для отримання надійного набору передбачених значень параметрів шуму.

Архітектура NoiseNet складається з трьох частин: частина виділення ознак, регресивна частина і частина оцінювання невизначеності. Частина виділення ознак використовує розмір вхідного фрагмента 32x32 пікселів і містить три блоки згортки, з'єднаних блоками вибору максимальних значень з блоків розміром 2x2. Кожен блок має два блоки згортки з функцією активації ReLU, в самому кінці частини виділення ознак є блок вибору максимального значення з розмірністю 2x2. Після частини виділення ознак отриманий вектор з 512 елементів подається в якості вхідних даних для регресійної частини та частини оцінювання невизначеності. Регресійна частина містить два блоки повного включення з функцією активації ReLU. Частина оцінювання невизначеності аналогічно складається з двох блоків повного включення з функцією активації ReLU. Крім того, частина оцінювання невизначеності, використовує другий вхідний параметр середньо-квадратичного відхилення (СКВ) шуму, який передбачений мережею NoiseNet для попереднього блоку цього ж зображення для визначення коефіцієнту «правдивості» оцінки СКВ для даного блоку, отриманої в кінці регресійної гілки продукту.

Одна ітерація NoiseNet дає на виході два числа. Перше число – розрахункове значення СКВ шуму. В якості другого числа на виході мережі NoiseNet, зокрема це вихід частини невизначеності, є оцінка результату прогнозування (σ_{uncert}). Передбачається, що якщо ця величина не перевищує 0,2, то оцінка повинна бути розглянута в загальній оцінці шуму всього зображення. Причина полягає в тому, що розподіл таких значень є гаусовим з нульовим середнім і розглядатися як надійні можуть ті значення які лежать найближче до центру розподілу. Для першої ітерації, значення оцінки (σ_{uncert}) дорівнює 100. Для кожної наступної ітерації, оцінка СКВ шуму отримана на попередньому кроці запуску мережі подається на вхід для оцінки отриманого значення на теперішньому запуску мережі. Загальна кількість ітерацій, для одного завантаження коефіцієнтів, обмежена до 5.

До передачі фрагментів в мережу NoiseNet, всі дані повинні бути нормалізовані за допомогою СКВ

фрагмента зображення з нульовим середнім. В результаті ми маємо нормований фрагмент, який містить значення від -1 до 1. Після отримання оцінки шуму (σ_n), ми повинні помножити її на раніше обчислену СКВ зображення, щоб отримати остаточну оцінку СКВ шуму в певному фрагменті. Ця модель є рекурсивної і дозволяє отримати більш точну оцінку для великих зображень, які містять багато фрагментів. І, нарешті, для масиву який вміщає в собі оцінки СКВ шуму для всіх фрагментів які мають оцінку результату прогнозування більше ніж 0,2 потрібно знайти середнє значення в якості остаточної оцінки шуму на всьому зображенні.

Для перевірки точності прогнозування NoiseNet ми використовували базу даних зображень Tampere17 [18]. Вона складається з 300 високоякісних кольорових та чорно-білих зображень з низькою інтенсивністю власного шуму (максимальне значення власної СКВ шуму до 1). Приклади фрагментів зображень і фрагментів, які були спотворені накладенням адитивного білого гаусового шуму (АБГШ) показані на рис. 2. Перші два фрагменти однорідні та пошкоджені AWGN шумом з СКВ = 5 (рис. 2, а) і 10 (рис. 2, б). Відповідно, текстурні фрагменти представлені на рис. 2, г та 2, д. Розрахункове значення СКВ шуму в зображенні, що містить однорідний фрагмент (рис. 2, а, б) за допомогою NoiseNet з реальним СКВ шуму 5 маємо 5,0013; оцінене значення СКВ шуму в зображенні з реальним значенням СКВ шуму = 10 є 10,05. Для зображення, що містить фрагменти текстури (рис. 2, в - г), отримані оцінки 5,39 і 11,18 відповідно. Якщо проаналізувати отримані результати можна зробити висновок, що дана ЗНН передбачує завищені значення СКВ шуму для текстурних блоків.

Після цього, було проаналізовано отримані оцінки СКВ шуму за допомогою NoiseNet, використовуючи всі зображення з бази даних Tampere17. Всі зображення були пошкоджені з допомогою АБГШ з СКВ, рівною 5 і 10, мережа використовувала блоки які частково перекриваються з кроком в 9 пікселів. Гістограми розподілу

відносних похибок (різниць отриманої і істинних значень СКВ шуму) показані на рис. 3. Виходячи з отриманих графіків можна зазначити декілька спостережень. Для зображень, спотворених АБГШ з шумовою СКВ = 5, відносний розподіл помилок має форму схожу на колокол з концентрацією значень в 0 (рис. 3, а); для зображень з СКВ = 10, більшість значень відносної похибки також розташовані поблизу 0, але є неточні значення, які мають відносну похибку більше, ніж 1 (рис. 3, б). Такі значення були отримані для зображень, які в своїй більшості складаються з текстурованих областей.

Аналізуючи отримані результати для тестових зображень, можна зробити висновок, що нейронна мережа NoiseNet має низьку відносну похибку оцінки СКВ шуму в випадку спотворення їх АБГШ, для зображень що містять однорідні фрагменти. Але на повністю текстурованих зображення можна спостерігати значні помилки. Таким чином, NoiseNet працює більш точно на однорідних блоках і може давати неточні оцінки для текстурних блоків. Виходячи з цього можна зробити припущення що нейронна мережа буде передбачувати дещо завищені значення для реальних зображень, адже вони складаються в більшій частині з текстурних блоків, що є перешкодою для придушення шуму [25 - 27].

3. Розгортання NoiseNet на мобільній платформі

Як було зазначено раніше, на більшості зображень з мобільних фотокамер шум виявився просторово-корельованим, в той час як нейронну мережу NoiseNet призначено для роботи з просторово-некорельованими завадами. Отже, до подання у нейронну мережу вихідні зображення було проріджено з коефіцієнтами, визначеними згідно з методикою, описаною в [21] з метою усунення просторової корельованості. До проріджених зображень застосовувався метод автоматичного оцінювання характеристик завад з використанням згорткової нейронної мережі NoiseNet.

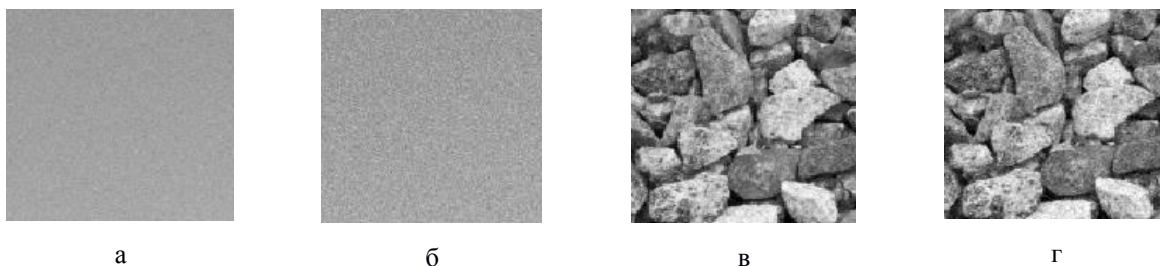


Рис. 2. Приклади тестових блоків з бази даних tampere17 для однорідних (а,б) та текстурних блоків (в, г) спотворених білим гаусовим шумом з СКВ 5 (а, в) та 10 (б, г)

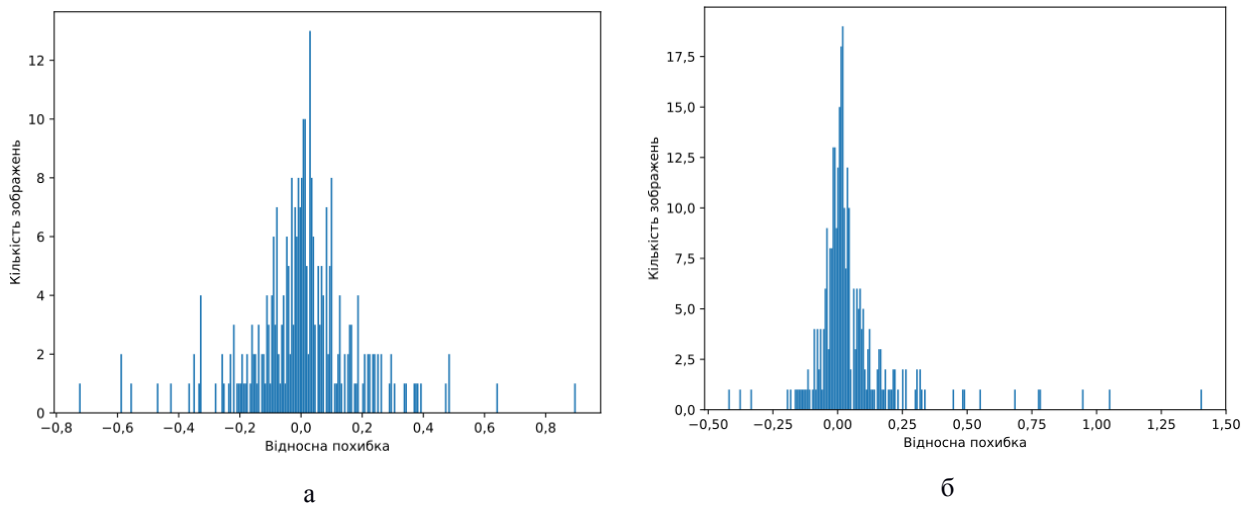


Рис. 3. Отримані гістограми розподілу відносної похибки для зображень з бази tempare17 для значень СКВ шуму 5 (а) та 10 (б)

Отримані оцінки були найменшими для зображень, які складаються з однорідних блоків (два приклади, наведені на рис. 4). Більшість оцінок від 0,1 до 1,0, хоча деякі з них досягають 3 (рис. 5, а). Що ж стосується текстурних фрагментів, оцінка дисперсії шуму може досягати 7 (рис. 5, б).

Статистика оцінок дисперсії шуму для всіх зображень представлена у вигляді гістограми на рис. 6, а. Видно, що СКВ шуму змінюється в дуже широких межах, досягаючи значень до декількох десятків. Залежність оцінки СКВ шуму від умов освітлення і змісту показана на рис. 6, б. Найбільші середні оцінки спостерігаються для умов зйомки на нічній вулиці, в той час як найбільше значення СКВ шуму мають зображення зняті в умовах денного освітлення на вулиці. В основному це поодинокі

значення, які отримані для зображень які складаються з текстурних блоків.

Отримані результати досліджень демонструють складну природу шуму присутнього на реальних зображеннях особливо при складних умовах зйомки. Згідно до вищезазначеного і моделі шуму, що використовується ЗНН NoiseNet, можливе використання NoiseNet для автоматичної зведеного оцінювання СКВ шуму (адитивної і сигнально-залежної компонент) в програмному додатку Android на мобільних пристроях. Для використання розробленого додатку потрібна повна апаратна підтримка бібліотеки Camera2 API (Full level) і версія Android 8.1 або вище. Нейронна мережа NoiseNet, а також програмний додаток для Android представлені за посиланням: <https://github.com/radiuss/NoiseNet>.

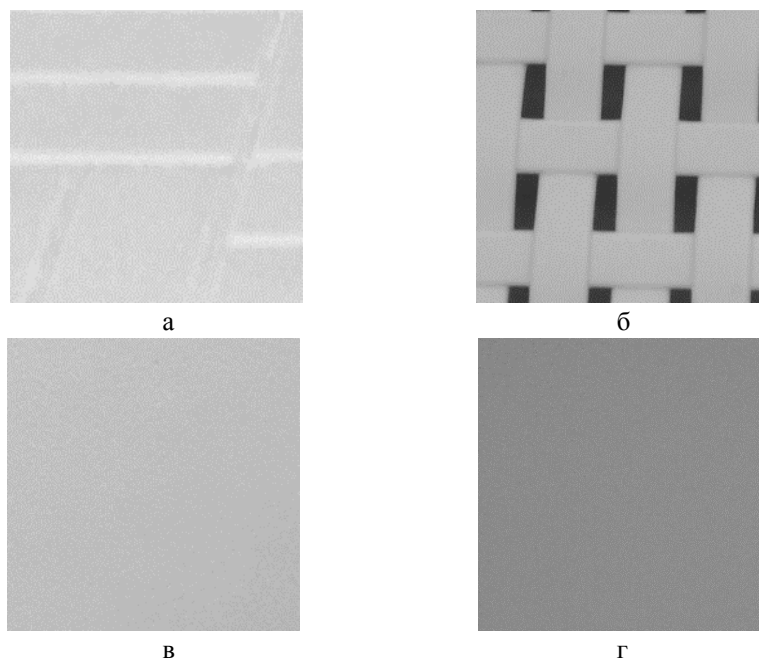


Рис. 4. Приклад текстурних (а, б) та однорідних (в, г) для реальних зображень

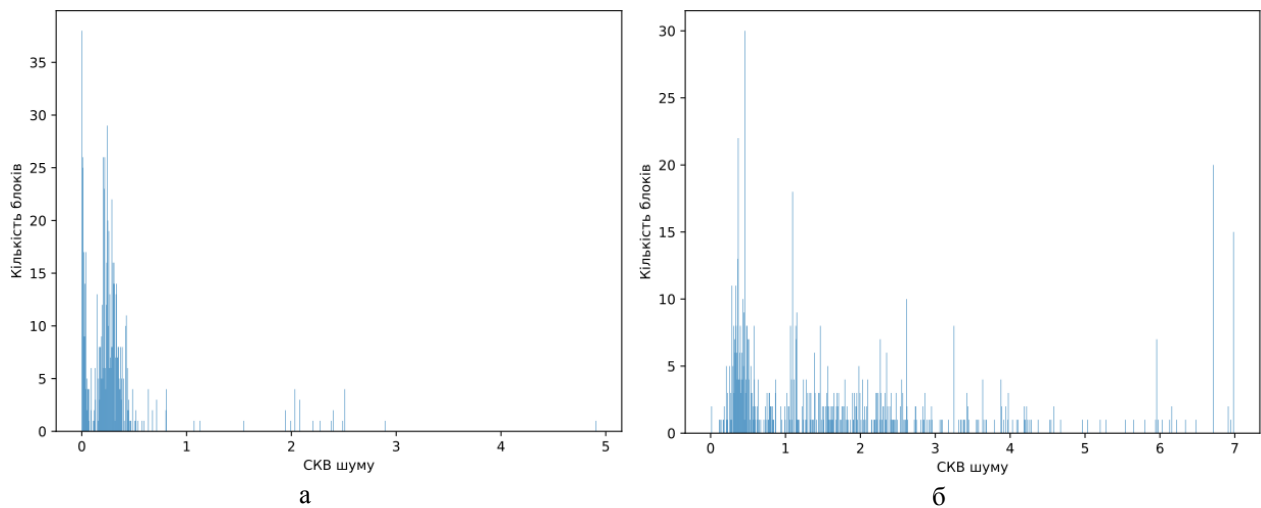


Рис. 5. Розподіл кількості отриманих оцінок шуму для однорідних (а) та текстурних (б) блоків на реальних зображеннях

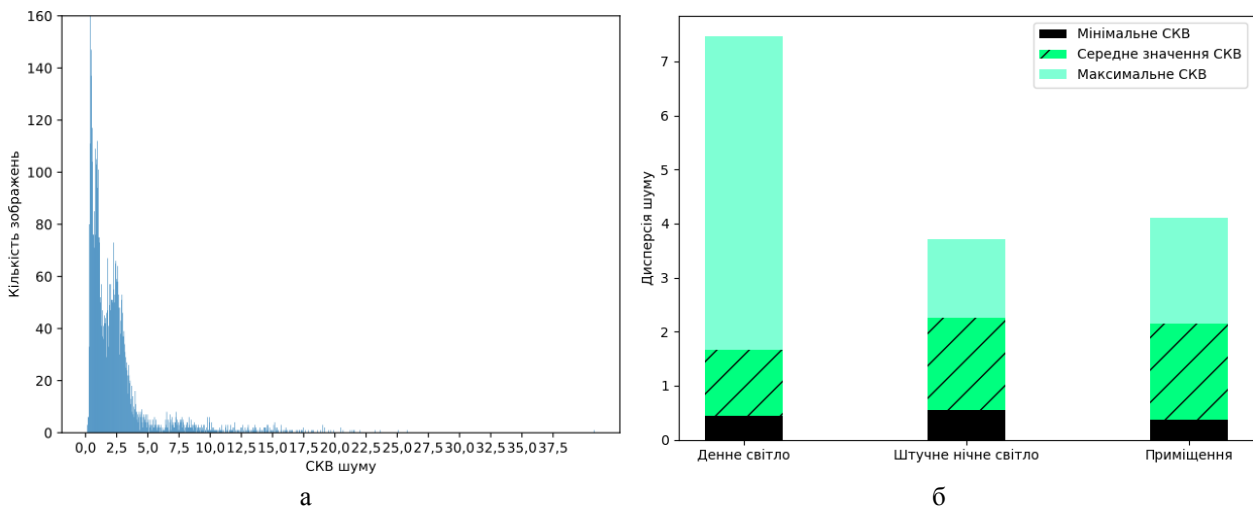


Рис. 6. Оцінки шуму для всіх зображень (а) та їх середнє, мінімальне та максимальне значення в різних умовах зйомки (б)

Висновки

В результаті проведених досліджень з реальними зображеннями, які були отримані з допомогою цифрових камер телефонів, було з'ясовано що шум який присутній на цих зображеннях не чисто адитивний, а також має розподіл не білого шуму. Такі отримані результати суттєво обмежують застосування багатьох методів автоматичної оцінки характеристик шуму. Навіть для сучасних методів (наприклад, заснованих на згорткових нейронних мережах), попередній аналіз та відповідна попередня обробка необхідні для виявлення та видалення просторової кореляції шуму. Також як було виявлено властивості шуму істотно залежать від умов освітлення. Приведений статистичний аналіз показує наскільки сильним може бути ця залежність.

Література

1. Lukac, R. *Single-sensor imaging [Текст] / R. Lukac. – CRC Taylor & Francis, 2009. – 626 p.*
2. Pratt, W. *Digital image processing. Fourth Edition [Текст] / W. Pratt. - NY, USA. : Wiley-Interscience, 2007. – 812 p.*
3. Lim, S. *Characterization of noise in digital photographs for image processing [Текст] / S. Lim // IS&T/SPIE Electronic Imaging. – 2006. – Vol. 6069. – P. 159-170.*
4. Pižurica, A. *Image Denoising Algorithms: From Wavelet Shrinkage to Nonlocal Collaborative Filtering [Текст] / A. Pižurica // Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering. – 2006. – Vol. 24. – P. 1-17.*
5. Milanfar, P. *A Tour of Modern Image Filterin [Текст] / P. Milanfar // IEEE Signal Processing Magazine. – 2013. – Vol. 30. – P. 106-128.*

6. *Secrets of image denoising cuisine [Tekcm]* / M. Lebrun, M. Colom, A. Buades, J. M. Morel // *Acta Numerica*. – 2012. – Vol. 21. – P. 475-576.
7. *Spatially adaptive color filter array interpolation for noiseless and noisy data [Tekcm]* / D. Paliy, V. Katkovnik, R. Bilcu, S. Alenius, K. Egiazarian // *International Journal of Imaging Systems and Technology*. – 2007. – Vol. 17, no. 3. – P. 105-122.
8. *Elad, M. Sparse and Redundant Representations. New York [Tekcm]* / M. Elad. – NY : Springer Science, 2010. – 397 p.
9. *Li, X. Image demosaicing: a systematic survey [Tekcm]* / X. Li, B. Gunturk, L. Zhang // *Visual Communications and Image Processing* 2008. – 2008. – Vol. 6822. – P. 1-15.
10. *Goossens, B. Removal of correlated noise by modeling the signal of interest in the wavelet domain [Tekcm]* / B. Goossens, A. Pizurica, W. Philips // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2013. – Vol. 18. – P. 1153-1165.
11. *Blind DCT-based prediction of image denoising efficiency using neural networks [Tekcm]* / O. Rubel, A. Rubel, V. Lukin, K. Egiazarian // *Proc. 7-th Eur. Workshop Vis. Inf. Process. (EUVIP)*, Nov. 2018. – Tampere, 2018. – P. 1-6.
12. *Chatterjee, P. Practical Bounds on Image Denoising: From estimation to information [Tekcm]* / P. Chatterjee, P. Milanfar // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2011. – Vol. 20. – P. 1221-1233.
13. *Methods for Blind Estimation of the Variance of Mixed Noise and Their Performance Analysis [Tekcm]* / S. Abramov, V. Zabrodina, V. Lukin, B. Vozel, K. Chehdi, J. Astol. – *Numerical Analysis - Theory and Application*, 9 September, 2011. – Paris, 2011. – P. 1-23.
14. *Abramov, S. Segmentation-based method for blind evaluation of noise variance in images [Tekcm]* / S. Abramov // *Journal of Applied Remote Sensing*. – 2008. – Vol. 2, no. 1. – P. 22-37.
15. *Improved method for blind estimation of the variance of mixed noise using weighted LMS line fitting algorithm [Tekcm]* / S. Abramov, V. Zabrodina, V. Lukin, B. Vozel, K. Chehdi, J. Astola // *Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, 30 May-2 June 2010. – Paris, 2010. – P. 2642-2645.
16. *A non-parametric approach for the estimation of intensity-frequency dependent noise [Tekcm]* / M. Colom, M. Lebrun, A. Buades, J. Morel // *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 15 June 2014. – Paris, 2014. – P. 4261-4265.
17. *Abramova, V. Iterative Method for Blind Evaluation of Mixed Noise Characteristics on Images [Tekcm]* / V. Abramova, S. Abramov, V. Lukin // *Information and Telecommunication Sciences*. – 2015. – Vol. 6, no. 1. – P. 8-14.
18. *Blind estimation of white Gaussian noise variance in highly textured images [Tekcm]* / M. Ponomarenko, N. Gapon, V. Voronin, K. Egiazarian // *Proc. image Proc. : Alg. and Syst. XVI*, 30 January, 2018. – California, 2018. – P. 1-5.
19. *Image informative maps for component-wise estimating parameters of signal-dependent noise [Tekcm]* / M. Uss, B. Vozel, V. Lukin, K. Chehdi // *Journal of Electronic Imaging*. – 2013. – Vol. 22, no. 1. – 7 p.
20. *NoiseNet: Signal-Dependent Noise Variance Estimation with Convolutional Neural Network [Tekcm]* / M. Uss, B. Vozel, V. Lukin, K. Chehdi // *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, 24-27 September 2018. – Poitiers, 2018. – P. 414-425.
21. *Automatic Estimation of Spatially Correlated Noise Variance in Spectral Domain for Images [Tekcm]* / V. Abramova, S. Abramov, V. Lukin, A. Roenko, B. Vozel // *Telecommunications and Radio Engineering*. – 2014. – Vol. 73, no. 6. – P. 511-527.
22. *Practical Poissonian-Gaussian Noise Modeling and Fitting for Single-Image Raw-Data [Tekcm]* / A. Foi, M. Trimeche, V. Katkovnik, K. Egiazarian // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2008. – Vol. 17, no. 10. – P. 1737-1754.
23. *Azzari, L. Variance Stabilization for Noisy+Estimate Combination in Iterative Poisson Denoising [Tekcm]* / L. Azzari, A. Foi // *IEEE Signal Processing Letters*. – 2016. – Vol. 23. – P. 1086-1090.
24. *Makitalo, M. Noise Parameter Mismatch in Variance Stabilization, With an Application to Poisson-Gaussian Noise Estimation [Tekcm]* / M. Makitalo, A. Foi // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2014. – Vol. 23. – P. 5348-5359.
25. *Efficiency of texture image enhancement by DCT-based filtering [Tekcm]* / O. Rubel, V. Lukin, M. Uss, B. Vozel, O. Pogrebnnyak, K. Egiazarian // *Neurocomputing*. – 2016. – Vol. 175. – P. 948-965.
26. *Efficiency of texture image filtering and its prediction [Tekcm]* / O. Rubel, V. Lukin, S. Abramov, B. Vozel, K. Egiazarian, O. Pogrebnnyak // *Signal, Image and Video Processing*. – 2016. – Vol. 10, no. 8. – P. 1543-1550.
27. *Is Texture Denoising Efficiency Predictable? [Tekcm]* / O. Rubel, V. Lukin, S. Abramov, B. Vozel, O. Pogrebnnyak, K. Egiazarian // *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*. – 2018. – Vol. 32, no. 01. – P. 1-32.

References

1. Lukac, R. *Single-sensor imaging*. CRC Taylor & Francis Publ., 2009. 626 p.
2. Pratt, W. *Digital image processing. Fourth Edition*. NY, USA, Wiley-Interscience Publ., 2007. 812 p.
3. Lim, S. Characterization of noise in digital photographs for image processing. *Digital Photography II*, 2006, pp. 159-170.
4. Pižurica, A. *Image Denoising Algorithms: From Wavelet Shrinkage to Nonlocal Collaborative Filtering*. *Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering*, 2017, pp 1-17.

5. Milanfar, P. A Tour of Modern Image Filtering. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2013, vol. 30, pp. 106-128.
6. Lebrun, M., Colom, M., Buades, A., Morel, J. M. Secrets of image denoising cuisine. *Acta Numerica*, 2012, vol. 21, pp. 475-576.
7. Paliy, D., Katkovnik, V., Bilcu, R., Alenius, S., Egiazarian, K. Spatially adaptive color filter array interpolation for noiseless and noisy data. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 2007, vol. 17, no. 3, pp. 105-122.
8. Elad, M. *Sparse and Redundant Representations*. New York, Springer Science Publ., 2010. 397 p.
9. Li, X., Gunturk, B., Zhang, L. Image demosaicing: a systematic survey. *Visual Communications and Image Processing 2008*, 2008, vol. 6822, pp. 1-15.
10. Goossens, B., Pizurica, A., Philips, W., Removal of correlated noise by modeling the signal of interest in the wavelet domain. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, vol. 18, pp. 1153-1165.
11. Rubel, O., Rubel, A., Lukin, V., Egiazarian, K. Blind DCT-based prediction of image denoising efficiency using neural networks, in *Proc. 7-th Eur. Workshop Vis. Inf. Process. (EUVIP)*, nov. 2018, pp. 1-6.
12. Chatterjee, P., Milanfar, P., Practical Bounds on Image Denoising: From estimation to information. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, vol. 20, pp. 1221-1233.
13. Abramov, S., Zabrodina, V., Lukin, V., Vozel, B., Chehdi, K., Astol, J., Methods for Blind Estimation of the Variance of Mixed Noise and Their Performance Analysis. *Numerical Analysis - Theory and Application. Paris, 2011*, pp. 1-23.
14. Abramov, S., Segmentation-based method for blind evaluation of noise variance in images. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2008, vol. 2, no. 1, pp. 22-37.
15. Abramov, S., Zabrodina, V., Lukin, V., Vozel, B., Chehdi, K., Astola, J., Improved method for blind estimation of the variance of mixed noise using weighted LMS line fitting algorithm. *Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, Paris, 2010, pp. 2642-2645.
16. Colom, M., Lebrun, M., Buades, A., Morel, J. A non-parametric approach for the estimation of intensity-frequency dependent noise. *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Paris, 2014, pp. 4261-4265.
17. Abramova, V., Abramov, S., Lukin, V. Iterative Method for Blind Evaluation of Mixed Noise Characteristics on Images. *Information and Telecommunication Sciences*, 2015, vol. 6, no. 1, pp. 8-14.
18. Ponomarenko, M., Gapon, N., Voronin, V., Egiazarian, K. Blind estimation of white Gaussian noise variance in highly textured images, *Image Proc.: Alg. and Syst. XVI. California*, 2018, pp. 1-5.
19. Uss, M., Vozel, B., Lukin, V., Chehdi, K., Image informative maps for component-wise estimating parameters of signal-dependent noise. *Journal of Electronic Imaging*, 2013, vol. 22, no. 1, pp. 1-7.
20. Uss, M., Vozel, B., Lukin, V., Chehdi, K., NoiseNet: Signal-Dependent Noise Variance Estimation with Convolutional Neural Network. *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, Poitiers, 2018, pp. 414-425.
21. Abramova, V., Abramov, S., Lukin, V., Roenko, A., Vozel, B. Automatic Estimation of Spatially Correlated Noise Variance in Spectral Domain for Images. *Telecommunications and Radio Engineering*, 2014, vol. 73, no. 6, pp. 511-527.
22. Foi, A., Trimeche, M., Katkovnik, V., Egiazarian, K. Practical Poissonian-Gaussian Noise Modeling and Fitting for Single-Image Raw-Data. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, vol. 17, no. 10, pp. 1737-1754.
23. Azzari, L., Foi, A. Variance Stabilization for Noisy+Estimate Combination in Iterative Poisson Denoising. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, vol. 23, pp. 1086-1090.
24. Makitalo, M., Foi, A. Noise Parameter Mismatch in Variance Stabilization, With an Application to Poisson-Gaussian Noise Estimation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, vol. 23, pp. 5348-5359.
25. Rubel, O., Lukin, V., Uss, M., Vozel, B., Pogrebnyak, O., Egiazarian, K. Efficiency of texture image enhancement by DCT-based filtering. *Neurocomputing*, 2016, vol. 156, pp. 948-965.
26. Rubel, O., Lukin, V., Abramov, S., Vozel, B., Egiazarian, K., Pogrebnyak, O. Efficiency of texture image filtering and its prediction. *Signal, Image and Video Processing*, 2016, vol. 10, no. 8, pp. 1543-1550.
27. Rubel, O., Lukin, V., Abramov, S., Vozel, B., Pogrebnyak, O., Egiazarian, K. Is Texture Denoising Efficiency Predictable? *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2018, vol. 32, no. 1, pp. 1-32.

Поступила в редакцію 14.04.2019, рассмотрена на редколлегии 12.06.2019

ОЦЕНКА ХАРАКТЕРИСТИК ШУМА НА РЕАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ НА МОБИЛЬНОЙ ПЛАТФОРМЕ

*Р. В. Цехмистро, В. В. Абрамова, А. С. Рубель,
М. Л. Усс, Г. А. Проскура, А. С. Рубель*

Предметом изучения в данной статье являются характеристики шума на реальных изображениях, которые были получены с помощью мобильных устройств. Целью является создание демонстрационного мобильного приложения на платформе Android, которое в реальном времени реализует оценивание характеристик помех на таких изображениях. Задачи: исследовать точность оценивания характеристик помех нейронной сетью NoiseNet на тестовых изображениях из базы Tampere17; провести предварительное исследование типа, интенсивности и корреляционных характеристик помех на изображениях, полученных с помощью мобильных устройств; исследовать возможность применения нейронной сети NoiseNet для оценки характеристик помех на этих изображениях. Были получены следующие результаты. При анализе характеристик помех на тестовых изображениях из базы Tampere17, искаженных белым гауссовым шумом, было показано, что в целом нейронная сеть NoiseNet демонстрирует достаточно высокую точность оценки (относительная погрешность оценки не превышает 0,2), однако для некоторых изображений, в частности высоко-текстурных, значение относительной погрешности может быть в разы выше. Исследованы характеристики шума на фотографиях, полученных в различных условиях, камерами, встроенными в мобильные устройства от различных производителей. Показано, что шум на таких изображениях является сигнально-зависимым и часто характеризуется достаточно высокой степенью пространственной коррелированности. При этом степень пространственной коррелированности помех в значительной степени зависит от условий освещения, в которых был получен определенный снимок и выше для изображений, полученных при тусклом свете. Поскольку нейронная сеть NoiseNet не предназначена для работы с пространственно-коррелированными помехами, для ее применения изображения подвергались предварительной обработке с целью устранения пространственной коррелированности помех. Готовая к использованию нейронная сеть NoiseNet, а также Android приложение для тестирования сети представлены на ресурсе GitHub: <https://github.com/radiuss/NoiseNet>.

Ключевые слова: сверточные нейронные сети; характеристики шума; мобильные устройства; оценка качества изображений; обработка реальных изображений.

NOISE CHARACTERISTICS ESTIMATION IN REAL-WORLD IMAGES USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK IN MOBILE PLATFORM

*R. V. Tsekhmystro, V. V. Abramova, A. S. Rubel,
M. L. Uss, G. A. Proscura, O. S. Rubel*

The subject of the study is the noise characteristics in real images obtained by mobile devices. The goal is to create a demo mobile application in Android platform, which realizes real-time estimation of noise characteristics in such images. Tasks: to investigate the accuracy of noise characteristics estimation by NoiseNet neural network on test images from the Tampere17 database; to conduct a preliminary study of the type, intensity and correlation characteristics of the noise in images obtained by mobile devices; to investigate the possibility of using NoiseNet to assess the noise characteristics in these images. The following results were obtained. Analyzing the noise characteristics in test images from the Tampere17 database, distorted by white Gaussian noise, it was shown that in general, the NoiseNet neural network demonstrates a rather high estimation accuracy (the relative error of evaluation does not exceed 0.2). However, for some images, in particular, highly textured, the value of relative error can be several times higher. The noise characteristics of images taken in various conditions by cameras embedded in mobile devices from various manufacturers were studied. It is shown that the noise in such images is signal-dependent and is often characterized by a high degree of spatial correlation. At the same time, the degree of spatial correlation of noise largely depends on lighting conditions of photo taking and is higher for images obtained in dim light. Since the NoiseNet neural network is not designed to work with spatially correlated noise, for its applying the images were preprocessed to eliminate the spatial correlation of noise. The ready-to-use NoiseNet neural network and the Android demo application for testing are available on the GitHub resource: <https://github.com/radiuss/NoiseNet>.

Keywords: convolution neural network; noise characteristics; mobile phone; estimate of quality image; processing image data.

Цехмистро Ростислав Вікторович – студент каф. інформаційно-комунікаційних технологій ім. О. О. Зеленського, Національний Аерокосмічний Університет ім. М. Є. Жуковського «Харківський Авіаційний Інститут», Харків, Україна.

Абрамова Вікторія Валеріївна – канд. техн. наук, доцент каф. інформаційно-комунікаційних технологій ім. О. О. Зеленського, Національний Аерокосмічний Університет ім. М. Є. Жуковського «Харківський Авіаційний Інститут», Харків, Україна.

Рубель Андрій Сергійович – аспірант каф. інформаційно-комунікаційних технологій ім. О. О. Зеленського, Національний Аерокосмічний Університет ім. М. Є. Жуковського «Харківський Авіаційний Інститут», Харків, Україна.

Усс Михайло Леонтійович – канд. техн. наук, доцент каф. інформаційно-комунікаційних технологій ім. О. О. Зеленського, Національний Аерокосмічний Університет ім. М. Є. Жуковського «Харківський Авіаційний Інститут», Харків, Україна.

Проскура Галина Анатоліївна – канд. техн. наук, доцент каф. інформаційно-комунікаційних технологій ім. О. О. Зеленського, Національний Аерокосмічний Університет ім. М. Є. Жуковського «Харківський Авіаційний Інститут», Харків, Україна.

Рубель Олексій Сергійович – канд. техн. наук, доцент каф. інформаційно-комунікаційних технологій ім. О. О. Зеленського, Національний Аерокосмічний Університет ім. М. Є. Жуковського «Харківський Авіаційний Інститут», Харків, Україна.

Tsekhmystro Rostyslav Viktorovich – student of Dept. of Information and communication technologies named after A. A. Zelensky, National Aerospace University "Kharkov Aviation Institute", Kharkiv, Ukraine, e-mail: tsekhmystro.r@student.khai.edu, ORCID Author ID: 0000-0002-1515-7065.

Abramova Victoriya Valerievna – Candidate of Technical Science, Senior Professor of Dept. of Information and communication technologies named after A. A. Zelensky, National Aerospace University "Kharkov Aviation Institute", Kharkov, Ukraine, e-mail: v.abramova@khai.edu, ORCID Author ID: 0000-0001-5802-5858, Scopus Author ID: 55225531900, <https://scholar.google.com/citations?user=7ybpJ3AAAAAJ&hl=ru>

Rubel Andrii Sergiyovych – PhD student of Dept. of Information and communication technologies named after A. A. Zelensky, National Aerospace University "Kharkiv Aviation Institute", Kharkov, Ukraine, e-mail: rubel.andrew@gmail.com, ORCID Author ID: 0000-0003-0724-6727, ResearcherID: R-9771-2019, Scopus Author ID: 57201771882, <https://scholar.google.com.ua/citations?user=6ZLvikYAAAAAJ&hl=ru>

Uss Mikhail Leontiyovich – Candidate of Technical Science, Senior Professor of Dept. of Information and communication technologies named after A. A. Zelensky, National Aerospace University "Kharkov Aviation Institute", Kharkov, Ukraine, e-mail: uss@xai.edu.ua, ORCID Author ID: 0000-0003-4485-9207, Scopus Author ID: 18042670600, <https://scholar.google.com.ua/citations?user=OwJIO3QAAAAAJ&hl=ru>

Proskura Galina Anatolievna – Candidate of Technical Science, Assistant Professor of Dept. of Information and communication technologies named after A. A. Zelensky, National Aerospace University "Kharkov Aviation Institute", Kharkov, Ukraine, e-mail: g.proskura@khai.edu, ORCID Author ID: 0000-0001-8960-0421, ResearcherID: E-8162-2019, Scopus Author ID: 26028048100, <https://scholar.google.com.ua/citations?user=u666p-sAAAAAJ&hl=ru>

Rubel Oleksii Sergiyovych – Candidate of Technical Science, Senior Professor of Dept. of Information and communication technologies named after A. A. Zelensky, National Aerospace University "Kharkov Aviation Institute", Kharkov, Ukraine, e-mail: o.rubel@khai.edu, ORCID Author ID: 0000-0001-6206-3988, ResearcherID: O-5309-2014, Scopus Author ID: 56925032900, <https://scholar.google.com.ua/citations?user=4pZQhnUAAAAAJ>