

ДОДАТОК А
Результати апробації дослідження

Нижче подано сертифікат про участь у науковій конференції та текст опублікованих тез.



Рисунок А.1 – Сертифікат про участь

Головна мета цієї роботи полягає у вивченні історії виникнення методів штучного інтелекту, які можна використати для покращення якості або відновлення зображень. Також буде охоплено аналіз принципів роботи та визначення найбільш відповідних випадків і ситуацій застосування для зазначених засобів штучного

інтелекту. Оскільки використання штучного інтелекту для покращення якості зображень є відносно новим напрямом, існує багато можливостей для використання результатів досліджень такого роду.

Покращення якості зображень – це процес підвищення чіткості, деталізації та загальної якості зображень. Це явище стало дуже важливим інструментом у багатьох галузях, зокрема завдячуючи розвитку штучного інтелекту, технологій глибокого навчання (deep learning) і машинного навчання (machine learning). Різні галузі й надалі вивчають підходи комп'ютерного зору, а також впроваджують їх у продукти та пропонують результати для комерційного користування [1].

До методів штучного інтелекту для покращення якості зображень належать, зокрема, і згорткові або конволюційні нейронні мережі (convolutional neural networks, CNN) – це один з класів нейронних мереж, що найбільше застосовується для обробки саме зображень. Це нейронна мережа прямого поширення, тобто мережа, в якій сигнали поширюються лише в одному напрямку, від вхідного шару через приховані шари і аж до вихідного, де отримується результат опрацювання вхідних даних. Зворотні зв'язки у таких мережах відсутні.

Згорткові нейронні мережі складаються з декількох видів шарів (layers), які можуть бути застосовані попарно і по чергово декілька разів [2].

Перший шар – це згортковий шар (convolution layer), основний вид шарів у ЗНМ. У цьому шарі використовуються невеликі фільтри, що є меншими за роздільну здатність зображення, ядра. Протягом прямого проходу кожен фільтр здійснює згортку за шириною та висотою вхідної ємності, обчислюючи скалярний добуток даних фільтру та входу, і формуючи 2-вимірну карту збудження цього фільтру. Відтак фільтри, які проходять по вхідному потокові, виявляють локальні особливості на основі значень ваги всередині ядра.

Другий шар – агрегувальний шар (pooling layer), ці шари зменшують розміри карти ознак, створених згортковими шарами, зменшуючи просторові розміри,

зберігаючи при цьому ключову інформацію. Між двома шарами використовується нелінійна функція активації, щоб додати складність і підвищити виразність отриманих особливостей.

Насамкінець, після однієї або кількох пар згорткових та агрегувальних шарів, використовуються заключні, повноз'єднані шари (fully-connected layers). Ці кінцеві шари об'єднують витягнуті особливості з попередніх шарів і роблять кінцеві прогнози або класифікацію. Нейрони у повноз'єднаному шарі мають з'єднання з усіма збудженнями попереднього шару, як це можна бачити у звичайних нейронних мережах.

Іншим методом ШІ для покращення якості зображень є генеративні змагальні мережі (generative adversarial networks, GAN) – клас алгоритмів штучного інтелекту, що використовує навчання без учителя. ГЗМ були розроблені Яном Гудфеллоу в 2014 році. Особливість цього підходу в тому, що алгоритми реалізуються системою двох штучних нейронних мереж, які «змагаються» одна з одною в рамках гри з нульовою сумою: так, перемога однієї моделі стає поразкою і втратою іншої моделі. Перша модель називається генератором, а друга – дискримінатором. Генератор намагається створювати фальшиві зображення, які виглядають як справжні, тоді як дискримінатор намагається відрізнити справжні від згенерованих. Генератор і дискримінатор навчаються один від одного, покращуючи свою продуктивність і ефективність. Результатом є генератор, який може виробляти зображення високої якості та високої роздільної здатності з вхідних даних низької якості та низької роздільної здатності. Генератор, як правило, є деконволюційною нейронною мережею, а дискримінатор – навпаки ж, згортковою нейронною мережею, яка розглядалася вище.

Для різноманітних сценаріїв використання генеративних змагальних мереж існують різні, більш пристосовані алгоритми до кожної з обраних задач. До прикладу, SRGAN – це ГЗМ, яка може збільшити роздільну здатність зображень до 4 разів, зберігаючи деталі та текстури. DeblurGAN може усунути розмитість із зображень, наприклад,

знятих рухомою камерою або в умовах слабкого освітлення. Модифікація CycleGAN може передавати стиль і колір однієї обстановки зображення в іншу, як-от перетворювати фотографії на картини або змінювати пори року на фотографії. Pix2Pix – це ГЗМ, яка може створювати реалістичні зображення з ескізів або мап, наприклад перетворювати фасади на об’ємні будівлі або контури на повноцінні обличчя. Список модифікацій не є вичерпним, адже окрім перелічених, існує більше 30 підходів до реалізації генеративних змагальних мереж.

Таким чином, можна зробити висновок, що перелічені методи демонструють значну ефективність у виконанні різнопланових задач, зокрема і в обробці зображень, але візуальними даними застосування засобів не обмежується. В будь-якому разі, зазначені методи штучного інтелекту доводять свою ефективність за умови відносної «дешевизни», тобто ефективності використання обмежених ресурсів навіть персонального комп’ютера.

ДОДАТОК Б

Результат перевірки роботи на академічну доброчесність

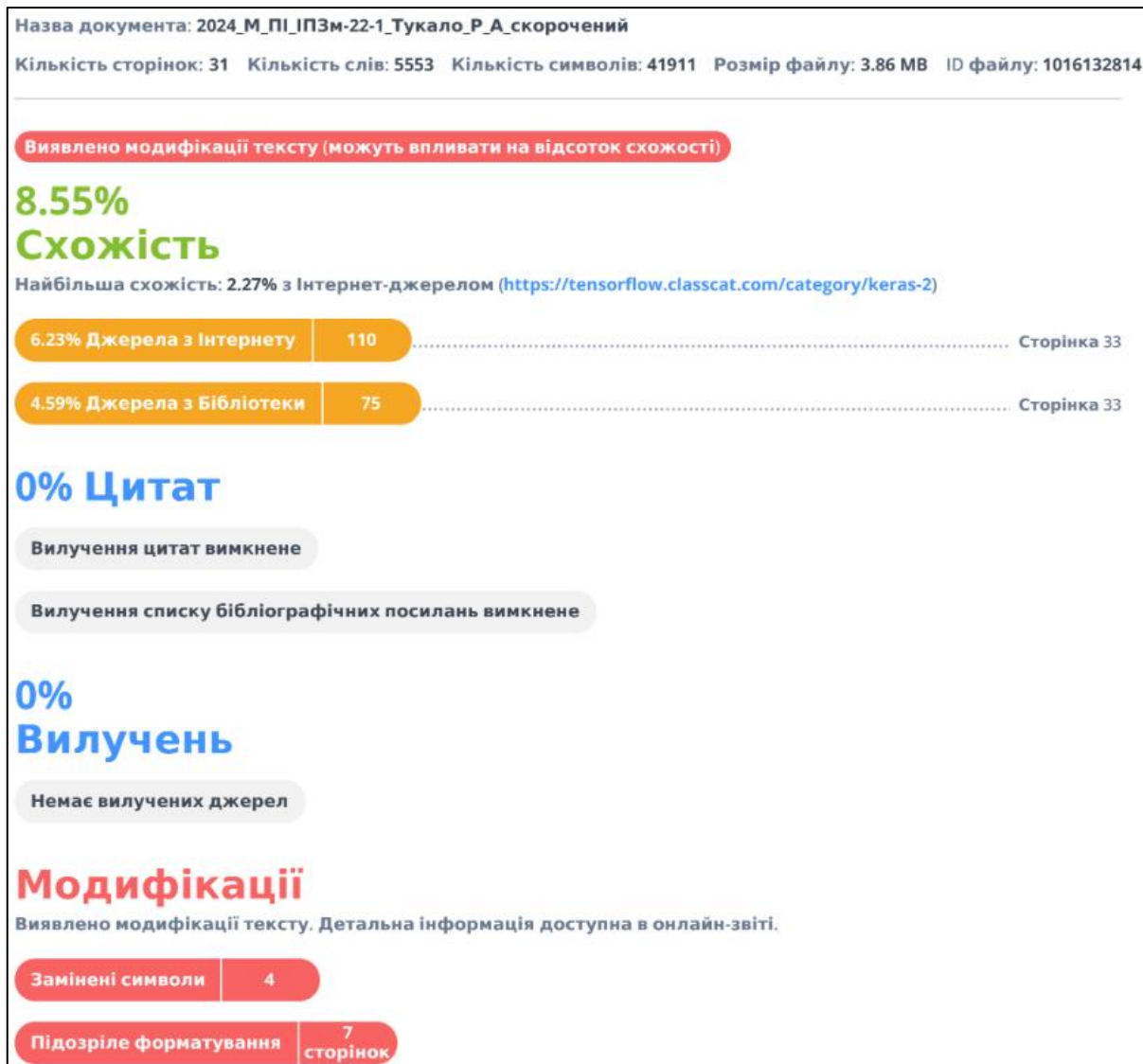


Рисунок Б.1 – Результат перевірки роботи на академічну доброчесність

ДОДАТОК В

Результати перевірки роботи на нормоконтроль

Зауваження		
Пункт ДСТУ 3008-2015	Зміст пункту	Сторінка кваліфікаційної роботи
1	2	3
	7.1 Загальні положення	
	7.3 Нумерація сторінок звіту	
	7.4 Нумерація розділів, підрозділів, пунктів, підпунктів	
	7.5 Рисунки	
	7.6 Таблиці	
	7.7 Переліки	
	7.8 Примітки	
	7.9 Виноски	
	7.10 Формули та рівняння	
7.10.6	Пояснення познач, які входять до формули чи рівняння, треба подавати безпосередньо під формулою або рівнянням у тій послідовності, у якій їх наведено у формулі або рівнянні. Пояснення познач треба подавати без абзацного відступу з нового рядка, починаючи зі слова «де» без двокрапки. Позначки, яким встановлюють визначення чи пояснення, рекомендовано ви-рівнювати у вертикальному напрямку.	18, далі за текстом
	7.11 Посилання	
	7.13 Список авторів	
	7.14 Скорочення та умовні позначки	
	7.15 Додатки	
Методичні вказівки до виконання кваліфікаційної роботи магістра... ЗАТВЕРДЖЕНО кафедрою ІІІ протокол № 5 від 13.11.2023р. 3.2 Оформлення пояснювальної записки згідно з ДСТУ 3008:2015 Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлювання. Шаблон затверджений засіданням кафедри №3 від 16.10.2023.	Рисунок повинен розміщуватися одразу після його згадування у тексті, або на наступній сторінці. Під рисунком повинен бути підпис із словом Рисунок , порядковим номером цього рисунку, через тире з великої літери – назва рисунку та в круглих дужках вказується джерело з якого взятий цей рисунок, або то, що його виконано самостійно.	10, далі за текстом

Рисунок В.1 – Зауваження з експертного висновку на нормоконтроль

<p>Методичні вказівки до виконання кваліфікаційної роботи магістра...</p> <p>ЗАТВЕРДЖЕНО кафедрою ПІ протокол № 5 від 13.11.2023р. 3.2</p> <p>Оформлення пояснювальної записки згідно з ДСТУ 3008:2015 Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлювання.</p> <p>Шаблон затверджений засіданням кафедри №3 від 16.10.2023.</p>	<p>Додатки нумеруються за допомогою літер української абетки. Слово ДОДАТОК та його назва розташовуються посередині сторінки без абзацного відступу, пишеться заголовними літерами звичайним начертанням. Після заголовку ставиться один пустий рядок</p>	<p>40,далі за текстом</p>
<p>Експерт</p>	<p>_____</p> <p>(підпис)</p>	<p><u>Вадим НЕЧВОЛОД</u></p> <p>(прізвище, ініціали)</p>
	<p>07.06.2024</p>	

Рисунок В.2 – Продовження зауважень з експертного висновку на нормоконтроль

ДОДАТОК Г


Перелік джерел посилання за науковими напрямками кафедри програмної інженерії

1. Smelyakov, K., Savulioniene, L., Chupryna, A., Sakalys, P., Sandrkin, D. Adaptive Image Enhancement Model for the Robot Vision System. Vide. Tehnologija. Resursi - Environment, Technology, Resources. 2023. №3. С. 246-251.


4. Kyrychenko, I., Nazarov, O., Huliiev, N., Avdieiev, O. Selection of Artificial Neural Networks for Disease Prediction. CEUR Workshop Proceedings. 2023. №3387. С. 236-248.

ДОДАТОК Д

Слайди презентації до кваліфікаційної роботи




МІНІСТЕРСТВО
ОСВІТИ І НАУКИ
УКРАЇНИ



ХАРКІВСЬКИЙ
НАЦІОНАЛЬНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ
РАДІОЕЛЕКТРОНИКИ

Дослідження методів та моделей штучного інтелекту для покращення якості зображення

Тукало Ростислав Андрійович, ІПЗм -22-1
Керівник – проф. Лесна Н.С.




17 червня 2024

Рисунок Д.1 – Слайд №1

Дослідження галузі

Застосування покращення якості зображень:

- Медицина
- Громадська безпека
- Супутникові знімки



2

Рисунок Д.2 – Слайд №2

Дослідження галузі - медицина

Покращення якості впливає наступним чином:

- Підвищення точності діагностики
- Більша безпека радіологічних методів діагностики

Рисунок Д.3 – Слайд №3

Дослідження галузі - медицина

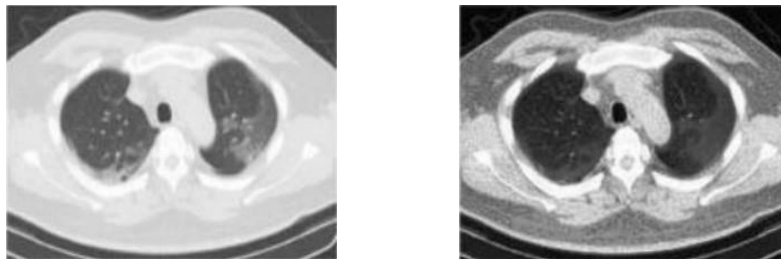


Рисунок Д.4 – Слайд №4

Дослідження галузі – громадська безпека

Покращення якості впливає на:

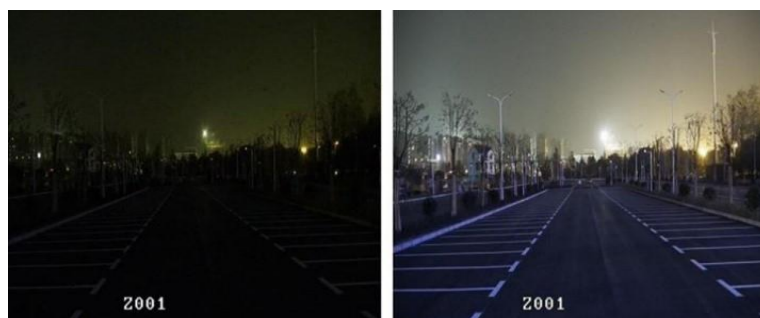
- Якість відеоспостереження
- Результативність роботи правоохоронних органів



5

Рисунок Д.5 – Слайд №5

Дослідження галузі – громадська безпека



6

Рисунок Д.6 – Слайд №6

Дослідження галузі – супутникові знімки

Покращення якості впливає на:

- Моніторинг змін у навколишньому середовищі
- Використання у військових цілях



7

Рисунок Д.7 – Слайд №7

Дослідження галузі – супутникові знімки



8

Рисунок Д.8 – Слайд №8

Постановка задачі

- Проведення огляду методів і моделей ШІ для покращення якості зображень
- Експериментальне випробування обраних методів



9

Рисунок Д.9 – Слайд №9

Згорткові нейронні мережі

- Нейронна мережа прямого поширення, без зворотніх зв'язків
- Складові:
 - Згорткові шари – основні шари для формування feature maps
 - Агрегувальні шари – зменшення розмірів feature maps
 - Повнозв'язні шари – кінцева класифікація за попередньо створеними картами ознак



10

Рисунок Д.10 – Слайд №10

Згорткові нейронні мережі

До застосувань належать:

- Розпізнавання об'єктів та сцен
- Виявлення і обведення об'єктів
- Власне, покращення якості зображень



11

Рисунок Д.11 – Слайд №11

Генеративні змагальні мережі

- Клас алгоритмів, що належить до навчання без учителя
- Складається з:
 - Генератора, що створює «фальшиві» зображення
 - Дискримінатора, що намагається визначити, наскільки «реалістичним» є створене зображення



12

Рисунок Д.12 – Слайд №12

Генеративні змагальні мережі

До застосувань належать:

- Генерація нових зображень, зміна стилю і кольору сцени
- Перетворення ескізів на зображення
- Покращення якості зображень



13

Рисунок Д.13 – Слайд №13

Експериментальне застосування – загальні відомості

- Випробовуватиметься згортова нейронна мережа
- Обрано мову програмування Python із супутніми бібліотеками
- Для навчання застосовано датасет Kaggle (50 тис. зображень)



14

Рисунок Д.14 – Слайд №14

Експериментальне застосування – підготовка даних



Рисунок Д.15 – Слайд №15

Експериментальне застосування – підготовка даних

```
def prepare_features(input, new_width, new_height):
    input = tf.image.rgb_to_yuv(input)
    last_axis = len(input.shape) - 1
    y, u, v = tf.split(input, 3, axis=last_axis)
    return tf.image.resize(y, [new_width, new_height], method="area")

def prepare_target(input):
    input = tf.image.rgb_to_yuv(input)
    last_axis = len(input.shape) - 1
    y, u, v = tf.split(input, 3, axis=last_axis)
    return y

training_data = training_data.map(lambda x: (prepare_features(x, input_width, input_height),
prepare_target(x)))

test_data = test_data.map(lambda x: (prepare_features(x, input_width, input_height),
prepare_target(x)))
```

Рисунок Д.16 – Слайд №16

Експериментальне застосування – підготовка моделі

```
def Model(channels, enhancement_coeff):
    inputs = keras.Input(shape=(None, None, channels))
    X = Conv2D(64, 5, padding='same', activation='relu', kernel_initializer='Orthogonal')(inputs)
    X = Conv2D(64, 3, padding='same', activation='relu', kernel_initializer='Orthogonal')(X)
    X = rdb_block(X, numLayers=3)
    X = Conv2D(32, 3, padding='same', activation='relu', kernel_initializer='Orthogonal')(X)
    X = rdb_block(X, numLayers=3)
    X = Conv2D(channels * (enhancement_coeff**2), 3, padding='same',
    activation='relu', kernel_initializer='Orthogonal')(X)
    outputs = tf.nn.depth_to_space(X, enhancement_coeff)
    return keras.Model(inputs, outputs)

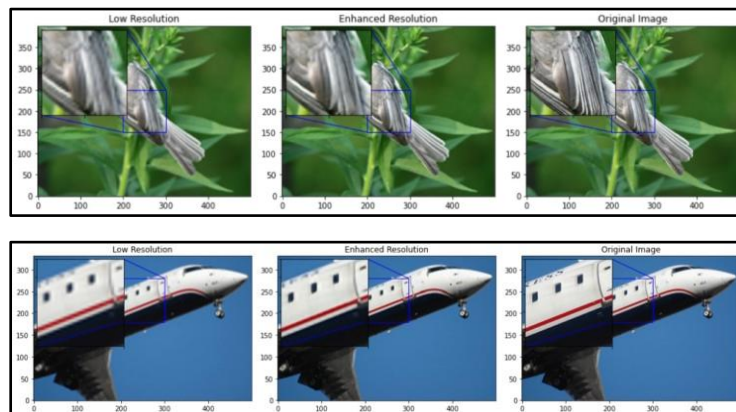
early_stopping = EarlyStopping(monitor='loss', patience=10, min_delta=0.0001)
model = Model(channels, enhancement_coeff)
model.compile(optimizer='adam', loss='MSE')
model.fit(training_data, epochs=40, callbacks= [early_stopping], validation_data = test_data)
```



17

Рисунок Д.17 – Слайд №17

Експериментальне застосування – якісні результати



18

Рисунок Д.18 – Слайд №18

Експериментальне застосування – метрика

```

descaled_image_arr = img_to_array(descaled_image)
original_image_arr = img_to_array(original_image)
enhanced_image_arr = img_to_array(enhanced_image)

bicubic_psnr = tf.image.psnr(descaled_image_arr, original_image_arr,
                             max_val=255)
test_psnr = tf.image.psnr(enhanced_image_arr, original_image_arr,
                           max_val=255)

print("PSNR of LR image and HR image is: %f" % bicubic_psnr)
print("PSNR of ER image and HR image is: %f" % test_psnr)

```

```

PSNR of LR image and HR image is: 25.208151
PSNR of ER image and HR image is: 25.868135

```



19

Рисунок Д.19 – Слайд №19

Публікація результатів



20

Рисунок Д.20 – Слайд №20

Підсумки

- На практиці реалізовано згорткову нейронну мережу
- Доведено ефективність такого методу для покращення якості зобра
- На прототипі перевірень можливість застосування методів ШІ на потужностях персонального комп'ютера