

ПОКРАЩЕННЯ СЕГМЕНТАЦІЇ МОДЕЛІ U-NET З УРАХУВАННЯМ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

Димо В.В.¹[ORCID], Гожий О.П.²[ORCID]

¹ЧНУ ім. Петра Могили, аспірант, Україна

²ЧНУ ім. Петра Могили, д.т.н., професор, Україна

Анотація. Незважаючи на важливість підвищення точності та ефективності, у задачах попереднього аналізу пошкоджень ключову роль відіграє оцінка невизначеності, яка використовується для прийняття рішень. Метою дослідження є покращення сегментації модифікованої архітектури U-Net із модулем ASPP та врахуванням невизначеності через Monte Carlo Dropout.

У роботі запропоновано заміну bottleneck на ASPP та застосування стохастичного відсіювання. На основі дисперсії, ентропії та взаємної інформації сформовано карти невизначеності, що покращують сегментацію. Показано, що ASPP підвищує точність визначення форм об'єктів, а комбінована функція втрат – якість результатів. У експериментах досягнуто приросту 3.8% середнього IoU, 4% для вцілілих і 5.3% для зруйнованих будівель. Підтверджено позитивний вплив запропонованих методів і підходів на сегментаційні можливості моделі, водночас для практичного впровадження необхідні подальші дослідження.

Ключові слова: розпізнавання пошкоджених будівель, згорткові нейронні мережі, комп'ютерний зір, семантична сегментація, Monte Carlo Dropout, ASPP, U-Net.

Природні явища – повені, урагани, землетруси, а також військові дії призводять до критичних руйнувань, масштаби яких можуть вимірюватися сотнями і тисячами квадратних кілометрів. Автоматизація виявлення пошкоджених ділянок та попередня оцінка збитків дозволяє не лише прискорити ці процеси, але й зменшити навантаження на логістичні шляхи, оптимізувати надання допомоги й відновлення.

Згорткові нейронні мережі історично зайняли нішу моделей для виявлення об'єктів та сегментації зображень, такі архітектури як YOLO, ResNet, U-Net набули широкого поширення й модифікацій. Наприклад, для U-Net розглядається застосування окремих модулів, а також механізмів уваги, водночас кількісна оцінка невизначеності моделей все ще потребує досліджень [1-2].

Аналізуючи останні дослідження можна виділити декілька основних підходів до оцінки невизначеності: калібрація моделей, моделювання невизначеностей завдяки підходам, що натхненні байєсівськими процесами та деякі інші [3-4]. Наприклад, в контексті модифікації U-Net можуть розглядатися метод Monte Carlo Dropout (MCD) або ансамблі моделей, за допомогою яких можна змоделювати набори прогнозів для розрахунку невизначеності.

Таким чином, актуальність роботи підтверджується необхідністю аналізу можливостей кількісної оцінки невизначеності сегментаційних моделей, в свою чергу, підвищення їх ефективності з урахуванням отриманих результатів, що є важливим компонентом для аналізу пошкоджень і збитків. Мета роботи – покращення сегментації (підвищення точності) моделі U-Net з урахуванням невизначеності з використанням методу MCD.

В рамках дослідження було побудовано декілька моделей модифікованої архітектури U-Net із модулем ASPP (англ. Atrous Spatial Pyramid Pooling), на рис. 1 можна побачити загальну будову мережі.

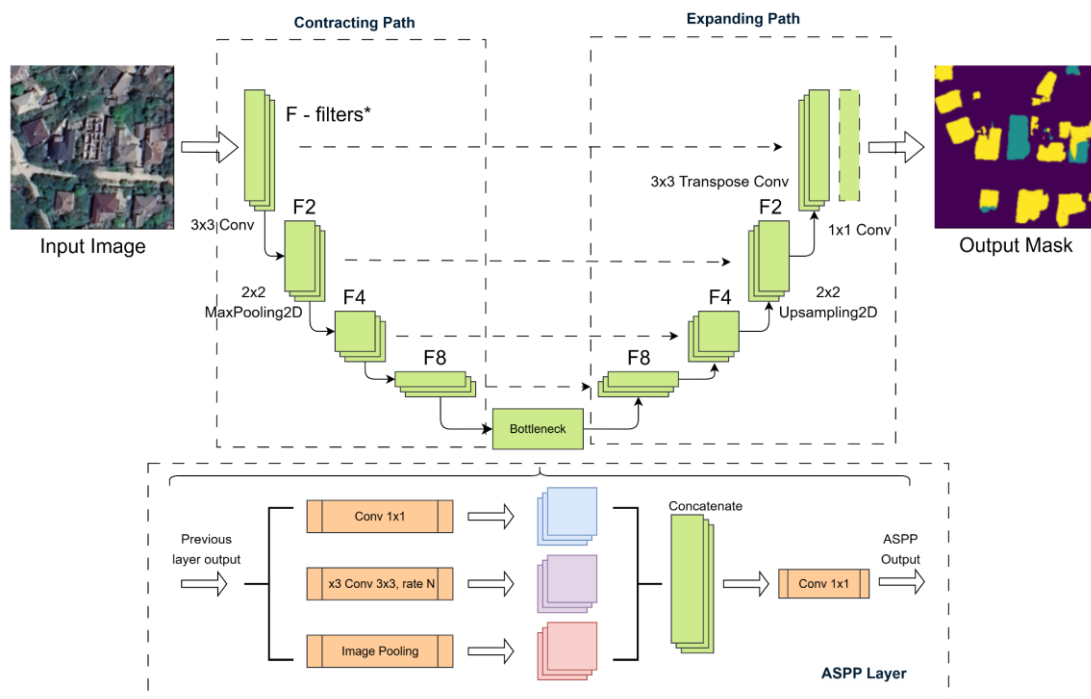


Рисунок 1 - Архітектура моделі згорткової U-Net з модулем ASPP

Архітектура складається зі стискаючого та розширюючого шляхів, що реалізують підхід кодер-декодер для виділення ознак і сегментації зображення.

Вона включає згорткові блоки з операціями 3×3 та функціями активації. Блоки кодера виконують підвибірку (2×2 пулінг) і застосовують dropout, формуючи стискаючий шлях. Блоки декодера здійснюють апсемплінг, конкатенацію ознак із кодера та завершальне застосування dropout.

Модуль ASPP використовує кілька шарів із розрідженими (dilated) фільтрами, що дозволяє ефективно вилучати ознаки різних масштабів без значного зростання обчислювальної складності. Наприкінці результати з кількох гілок об'єднуються, після чого застосовується згортка для узгодження розмірності. Отримані ознаки передаються до декодера, який формує фінальну сегментаційну маску.

Метод Monte Carlo Dropout широко використовується для оцінки невизначеності в глибоких мережах завдяки простоті реалізації. Yarin Gal і Zoubin Ghahramani [3] показали, що dropout можна інтерпретувати як наближений баєсівський висновок, де модель розглядається як сукупність стохастичних підмереж. Під час інференсу dropout залишається активним, і для кожного зразка виконуються багаторазові проходи через мережу. Це дозволяє отримати набір передбачень, на основі якого обчислюються середнє, дисперсія та ентропія. У результаті метод забезпечує як більш стабільний прогноз, так і кількісну оцінку невизначеності моделі.

Для кількісної оцінки невизначеності використано дисперсію, прогностичну ентропію та взаємну інформацію, які широко застосовуються в підходах із Monte Carlo Dropout. Дисперсія відображає варіативність прогнозів, ентропія — загальну невизначеність, а взаємна інформація дозволяє виділити епістемічну складову через розбіжності між окремими передбаченнями та їх середнім значенням. Також було використано узагальнену функцію втрат, яка враховує комбінацію втрат CCE та Dice Loss, що максимізує перекриття між прогнозованою й цільовою сегментаційними масками.

В результаті дослідження було побудовно декілька моделей модифікованої архітектури з різними параметрами, досліджено такі показники як IoU, Mean IoU, Loss, що зведені в єдину таблицю (табл. 1).

Порівняння отриманих метрик різних моделей

Функція втрат	Інші параметри	Loss		IoU Damaged		IoU Intact		IoU Mean	
		Val	Test	Val	Test	Val	Test	Val	Test
CCE	Базова модель	0.275	0.269	0.415	0.395	0.418	0.406	0.546	0.539
	32 фільтри, 0.2 dropout, 10 аугмент.	0.232	0.224	0.436	0.43	0.42	0.409	0.55	0.546
	32 фільтри, 0.3 dropout, 10 аугмент. *	0.147	0.146	0.462	0.453	0.47	0.45	0.586	0.577
Combined loss	32 фільтри, 0.4 dropout, 10 аугмент.	0.155	0.153	0.437	0.43	0.436	0.423	0.557	0.553
	Базова модель	0.256	0.245	0.41	0.404	0.413	0.427	0.559	0.555
	32 фільтри, 0.2 dropout, 10 аугмент.	0.227	0.221	0.431	0.423	0.42	0.399	0.56	0.552
	32 фільтри, 0.3 dropout, 10 аугмент.	0.204	0.199	0.454	0.448	0.462	0.446	0.582	0.577
	32 фільтри, 0.4 dropout, 10 аугмент. **	0.201	0.196	0.456	0.448	0.459	0.444	0.584	0.577

Як видно з результатів, використання комбінованої функції витрат частково підвищує точність сегментації, водночас збільшення варіативності дропауту сповільнює перенавчання мережі, а також впливає на розрахунок невизначеності. На рис. 2 наведено приклад роботи моделі.

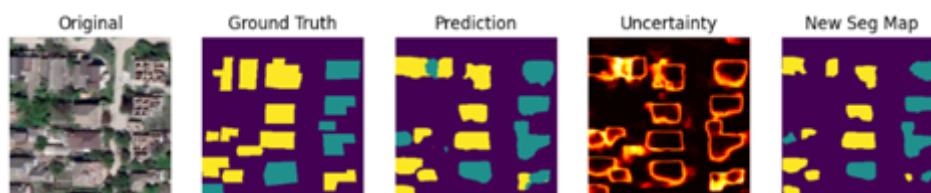


Рисунок 2 – Приклад сегментації зображення, побудовані маски невизначеності й нова сегментована маска на основі двох порогових значень

Висновки

У дослідженні використано модифіковану архітектуру U-Net із модулем ASPP та Monte Carlo Dropout для оцінки невизначеності. На основі дисперсії, ентропії та взаємної інформації побудовано маски невизначеності, які застосовані для покращення сегментації. Зазначається, що ASPP і комбінована функція втрат підвищують точність, забезпечивши приріст до 3.8% середнього IoU та до 5.3% для зруйнованих будівель. Маски невизначеності використано для виділення найбільш надійних ділянок, що підтверджує перспективність подальших досліджень.

ЛІТЕРАТУРА / REFERENCE

1. Yang Q., Wang Z., Liu S., Li Z. Research on improved U-net based remote sensing image segmentation algorithm. arXiv, 2024. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.12672> (дата звернення: 25.03.2026).
2. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2015. Vol. 37, No. 9. P. 1904–1916. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.4729> (дата звернення: 25.03.2026).
3. Gal Y., Ghahramani Z. Dropout as a Bayesian approximation: Representing model uncertainty in deep learning // Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning. 2016. Vol. 48. P. 1050–1059. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.02142> (дата звернення: 26.03.2026).
4. Rey M., Mnih A., Neumann M., Overlan M., Purves D. Uncertainty evaluation of segmentation models for Earth observation. arXiv, 2025. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.19586> (дата звернення: 26.03.2026).

IMPROVEMENT OF U-NET MODEL SEGMENTATION WITH ACCOUNT OF UNCERTAINTY

Valerii Dymo, Aleksandr Gozhyj

Abstract. *Despite the importance of increasing accuracy and efficiency, uncertainty assessment, which is used for decision-making, plays a key role in the tasks of preliminary damage analysis. The aim of the study is to improve the segmentation of the modified U-Net architecture with the ASPP module and taking into account uncertainty through Monte Carlo Dropout (MCD) method.*

The paper proposes replacing the bottleneck with ASPP and applying stochastic dropout. Based on variance, entropy and mutual information, uncertainty maps are formed that improve segmentation. It is shown that ASPP increases the accuracy of determining object shapes, and the combined loss function improves the quality of the results. In the experiments, an increase of 3.8% of the average IoU, 4% for intact and 5.3% for destroyed buildings was achieved. The positive impact of the proposed methods and approaches on the segmentation capabilities of the model is confirmed, while further research is needed for practical implementation.

Keywords: *damaged building recognition, convolutional neural networks, computer vision, semantic segmentation, Monte Carlo Dropout, ASPP, U-Net.*