

МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ ВИСОТИ ЛІСОВОГО ПОКРИВУ ЗА СУПУТНИКОВИМИ ДАНИМИ

М. Л. Нагорський¹, Г. О. Яйлимова¹

¹ Навчально-науковий Фізико-технічний інститут

Анотація

У роботі розглянуто задачу оцінювання середньої висоти дерев за супутниковими даними Sentinel-2 та Sentinel-1 на основі відкритого набору даних Wald5Dplus. Підготовлено відтворювані вибірки для патчів 32×32 і 64×64 , сформовано профілі ознак **s2** та **s2s1** і виконано порівняння моделей машинного та глибинного навчання за метриками MAE, RMSE і R^2 . Показано, що більший просторовий контекст і додавання радарних ознак Sentinel-1 є доцільними для окремих режимів, зокрема для профілю **s2s1** у розмірі 64×64 .

Ключові слова: супутниковий моніторинг, висота лісового покриву, Sentinel-1, Sentinel-2, Wald5Dplus.

Вступ

Оцінювання висоти лісового покриву є важливою задачею супутникового моніторингу, оскільки висотна структура деревостану пов'язана з біомасою, віковою структурою, продуктивністю та станом лісових екосистем. Польові вимірювання і лідарні спостереження (LiDAR) формують високоточну опорну інформацію, а супутникові місії Sentinel-2 і Sentinel-1 забезпечують регулярні спостереження з просторовою деталізацією, придатною для регіонального картування лісових характеристик [1, 2]. Для лісових задач особливо корисним є поєднання оптичної інформації Sentinel-2 з радарними ознаками Sentinel-1, оскільки ці джерела по-різному реагують на структуру рослинності, вологість і сезонні зміни [3].

Сучасні дослідження показують, що поєднання супутникових ознак з методами машинного та глибинного навчання дає змогу будувати суцільні карти висоти на великих територіях [4, 5, 6]. Для таких задач природними є моделі перетворення растрових даних у растровий шар, зокрема U-Net-подібні архітектури, оскільки і вхідні дані, і цільова змінна мають просторову структуру [7, 8]. У роботі зроблено акцент на якісній підготовці навчальних патчів, обробці пропусків, просторовому розбитті та порівнянні моделей на єдиній експериментальній основі.

Метою цієї роботи є стислий опис методики оцінювання середньої висоти дерев за даними Wald5Dplus. У роботі підготовлено два варіанти вибірки для патчів 32×32 і 64×64 , сформовано два профілі ознак Sentinel-2 та Sentinel-2+Sentinel-1, а також порівняно спільний набір моделей за метриками MAE, RMSE і R^2 . Основний акцент зроблено на відтворюваності процесу підготовки й оцінювання: кожен розмір патча має зафіксовані правила відбору сцен, маскування, просторового розбиття та оцінювання, а ви-

сновки сформульовано лише в межах перевірених збережених результатів.

1. Дані та постановка задачі

У роботі використано Wald5Dplus як відкритий багатомодальний набір геопросторових растрових даних для лісових ділянок Німеччини. Набір даних опубліковано на Zenodo з DOI 10.5281/zenodo.10848838 [9]; його опис також наведено у статті про відкритий еталонний набір даних для характеристик лісів за часовими рядами Sentinel-1 і Sentinel-2 [10]. Wald5Dplus поєднує готові до аналізу куби супутникових спостережень із семантичними мітками, отриманими з високодетальних повітряних лідарних (LiDAR) і мультиспектральних даних. Для задачі оцінювання висоти це дає змогу працювати з просторовими фрагментами, у яких збережено контекст лісового масиву.

Wald5Dplus є зручним джерелом для побудови контрольованої регресійної постановки, оскільки в одному наборі поєднано багаточасові супутникові спостереження, просторово прив'язані цільові растрові шари та структуру лісових територій. У роботі цей набір використано як основу для відтворюваного формування навчальних прикладів: для кожного патча зберігається зв'язок між джерельною сценою, профілем ознак, цільовим шаром і належністю до навчальної, валідаційної або тестової підмножини. Така організація даних дає змогу відокремити етап підготовки вибірки від етапу навчання моделей і забезпечує однакові умови для подальшого порівняння архітектур.

Локальний каталог даних, використаний у роботі, містить 3112 TIFF-файлів загальним обсягом близько 60.72 GiB. Тижднева частина набору має повне покриття для 1024 комбінацій `forest/site/year/date`: для кожної такої комбінації наявні Sentinel-2, Sentinel-

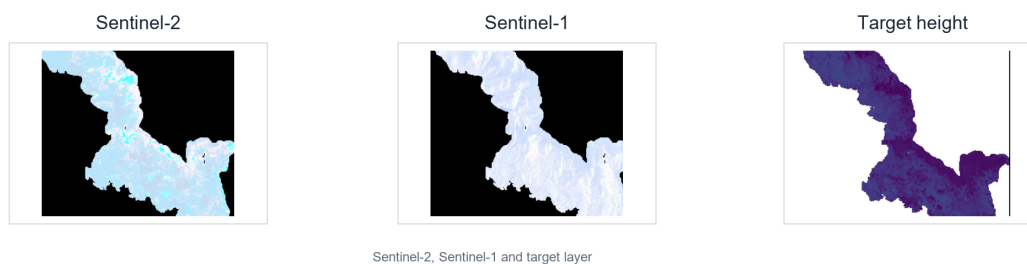


Рис. 1. Приклади вхідних фрагментів Wald5Dplus: оптичні ознаки Sentinel-2, радарні ознаки Sentinel-1 і цільовий шар середньої висоти дерев.

1 та об'єднаний стек ознак. Окремо доступні цільові растрові шари з лісовими характеристиками. У підготовленій постановці цільовою змінною є середня висота дерев у метрах. Вхідними ознаками є супутникові профілі Sentinel-2 та Sentinel-2+Sentinel-1, а висотний шар використано як цільову змінну для навчання й тестування моделей.

Приклади вхідних фрагментів наведено на рис. 1. На ньому показано оптичний фрагмент Sentinel-2, радарні ознаки Sentinel-1 і цільовий шар середньої висоти дерев.

Практична цінність такого каталогу полягає у поєднанні трьох рівнів інформації: сирцевих растрових файлів, перевірених комбінацій модальностей і підготовлених похідних вибірок. У роботі цей зв'язок використано для формування прозорої простежуваності походження даних: від відкритого набору Wald5Dplus до конкретних тензорних прикладів, що потрапляють у модельне порівняння. Це важливо для відтворюваного опису результатів, оскільки кількісні результати читаються разом із джерелом даних, правилами відбору патчів і зафіксованими параметрами оцінювання.

Вхідні профілі визначено на рівні сенсорних ознак. Профіль s2 використовує чотири 10-метрові канали Sentinel-2: B02 (синій), B03 (зелений), B04 (червоний) і B08 (ближній інфрачервоний, NIR). Перед поданням у моделі ці оптичні канали нормалізовано та перетворено лінійними комбінаціями у спектральні ознаки, подібні до перетворення Kennaugh: сумарне відбиття і три спектральні компоненти. Профіль s2s1 доповнює цей оптичний опис чотирма радар-

ними Kennaugh-ознаками Sentinel-1: K_0 , K_1 , K_5 і K_8 . Компонента K_0 відповідає радарній інтенсивності, а K_1 , K_5 і K_8 описують поляриметричні складові радарного сигналу. Така пара профілів дає змогу оцінити внесок радарної інформації у прогноз висоти. Порівняння двох розмірів патча має методичний зміст. Патч 32×32 описує локальніші фрагменти й дає більше можливих позицій відбору. Патч 64×64 охоплює ширший контекст лісового масиву та формує вибірку з більшим просторовим охопленням кожного прикладу. Тому розмір патча розглянуто як фактор, що змінює баланс між локальною деталізацією, просторовим контекстом і вимогами до якості даних.

Порівняння просторового контексту для двох розмірів патча наведено на рис. 2. На одній сцені показано локальніше вікно 32×32 і ширше вікно 64×64 .

2. Методика підготовки вибірок

Підготовку даних побудовано як специфікацію набору даних, тобто фіксований набір правил, що визначає джерельні сцени, цільовий шар, розмір патча, крок ковзного вікна, перевірки валідності, просторове розбиття і склад профілів ознак. Такий підхід забезпечує єдину експериментальну основу для порівняння моделей і робить результати відтворюваними.

У специфікації для кожного розміру патча зафіксовано набір полів, потрібних для повторного запуску експерименту: назву цільової змінної, профіль ознак, розмір патча, зерно розбиття, буфер розбиття, поріг валідності цільового шару і підсумкові кількості прикладів у підмножинах. Завдяки цьому підготовлена вибірка описується як завершений протокол побудови навчальної, валідаційної та тестової підмножин. Такий протокол особливо корисний для зіставлення 32×32 і 64×64 , оскільки різниця між ними зосереджена в контрольованих параметрах просторового контексту.

Для обох розмірів виконано облік сцен, перевірку просторового узгодження між тижневими сценами і цільовими растровими шарами, побудову кандидатних позицій відбору, застосування вхідних і цільових масок, а також блочно-просторове розбиття. Просторове розбиття побудовано так, щоб близькі патчі закріплювалися в межах узгоджених блоків навчальної, валідаційної або тестової підмножини.

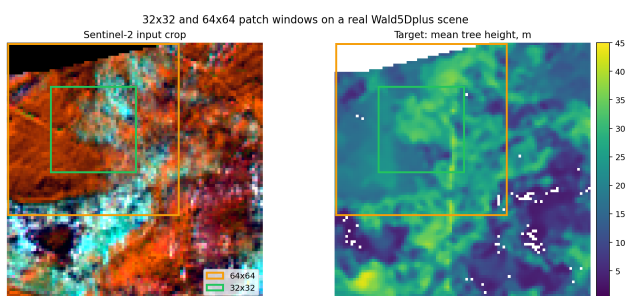


Рис. 2. Порівняння просторового контексту: вікна 32×32 і 64×64 на фрагменті Sentinel-2 та відповідному цільовому шарі.

Таблиця 1. Ключові параметри підготовлених вибірок

Parameter	32 × 32	64 × 64
Feature profiles	s2, s2s1	s2, s2s1
Split seed	42	42
Split buffer, px	16	32
Target threshold	1.00	0.80
Train base	4974	2684
Train after D4	39792	21472
Validation	282	166
Test	304	154

Для навчальної підмножини застосовано попередньо обчислену D4-аугментацію, яка включає повороти та віддзеркалення і зберігає зміст задачі перетворення растрових даних у растровий шар.

Основні параметри сформованих вибірок наведено в табл. 1. Для 32 × 32 сформовано 4974 базові навчальні приклади, які після D4-аугментації дали 39792 навчальні патчі; валідаційна і тестова підмножини містять відповідно 282 та 304 приклади. Для 64 × 64 отримано 2684 базові навчальні приклади, 21472 аугментовані навчальні патчі, 166 валідаційних і 154 тестові приклади. Таке співвідношення відображає різні масштаби просторового контексту і дає основу для порівняння локальніших та ширших патчів.

Параметри буфера розбиття і порога валідності цільового шару у табл. 1 відображають логіку підготовки двох масштабів. Для 32 × 32 використано компактніший просторовий контекст і більшу кількість базових навчальних прикладів. Для 64 × 64 кожен приклад охоплює більшу площу, тому вибірка має інший баланс між кількістю патчів і обсягом інформації всередині одного прикладу. У роботі обидва варіанти зведено до однакової структури ознак і метрик, що дозволяє читати різницю між ними саме як вплив просторового контексту.

Окрему увагу приділено якості даних. Контроль вхідних тижневих сцен охоплює `nodata=0`, пікселі з нульовими значеннями в усіх каналах і просторове узгодження з цільовими растровими шарами. Для цільових шарів застосовано маски валідності та очищення висотних значень. У результаті підготовка вибірки включає облік сцен, перевірку узгодження, вирізання патчів, очищення цільового шару і фіксацію правил розбиття.

Підготовлений процес також формує практичну основу для повторного аналізу. Однакова схема назв, однакові профілі `s2` і `s2s1`, а також єдині правила валідації дають змогу порівнювати моделі з чітким розмежуванням джерел варіації. У роботі це подано як завершений результат: сформовано дві узгоджені вибірки, побудовано контрольований процес оцінювання і підготовлено дані для порівняння кількох класів моделей.

3. Моделі та метрики

До основного порівняння включено 19 моделей з повними результатами для 32 × 32 і 64 × 64 у профілях `s2` та `s2s1`. Список охоплює U-Net-подібні архітекту-

ри енкодер-декодер, базові CNN-мережі, трансформерно орієнтовані моделі, ймовірнісні та ансамблеві підходи, а також послідовнісні варіанти, адаптовані до растрових патчів. Така кількість моделей дає змогу оцінити кілька класів підходів у межах однакового процесу підготовки даних. Для ConvLSTM враховано ідею згорткових рекурентних блоків для просторово-часових даних [11], а для ймовірнісного підходу – принцип моделювання неоднозначності прогнозу через латентні змінні [12].

ConvLSTM у цій роботі використано як підхід із поданням даних у вигляді послідовності з параметром `sequence_length=4`. Часовий вимір у цьому режимі задано як чотирикрокове подання одного підготовленого патча з нормованими часовими мітками від 0 до 1. Це дає змогу перевірити рекурентну обробку просторових ознак у межах того самого підготовленого кешу і порівняти такий підхід з іншими моделями за однаковими тестовими підмножинами.

Якість оцінено за трьома метриками. MAE показує середню абсолютну похибку в метрах, RMSE підсилює внесок великих відхилень, а R^2 характеризує частку варіації цільової змінної, яку пояснює модель. Для тестової підмножини з n прикладів, істинними значеннями y_i , прогнозами $\hat{y}_i$ і середнім $\bar{y}$ використано такі означення:

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|, \quad (1)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}. \quad (3)$$

Разом ці метрики дають збалансовану оцінку абсолютної похибки, стійкості до великих відхилень і здатності відтворювати просторову мінливість висот.

Оцінювання організовано як парне порівняння (paired comparison): для кожного профілю ознак і розміру патча результати читаються в однакових одиницях і за однаковими тестовими підмножинами відповідної специфікації набору даних. Це дозволяє поєднати прикладний показник MAE з більш загальною характеристикою R^2 . У тексті результатів наведено саме ті режими, де модель є лідером одночасно за ключовим практичним критерієм MAE і за пояснювальною здатністю R^2 у відповідному профілі.

4. Результати

У табл. 2 наведено найкращі тестові результати для чотирьох основних режимів. Для профілю `s2` і патча 32 × 32 найменший MAE отримано для U-Net++: 3.148609 м при $R^2 = 0.547931$. Для `s2` і 64 × 64 лідером є ConvLSTM з MAE 3.724617 м та $R^2 = 0.633572$. У профілі `s2s1` для 32 × 32 найкращим є ConvLSTM з MAE 3.169439 м та $R^2 = 0.536065$, а для 64 × 64 – ймовірнісна U-Net (Probabilistic U-Net) з MAE 3.638228 м та $R^2 = 0.658117$.

Таблиця 2. Найкращі тестові результати за профілем ознак і розміром патча

Проф.	Розмір	Модель	MAE	RMSE	R^2
s2	32 × 32	U-Net++	3.148609	4.062707	0.547931
s2	64 × 64	ConvLSTM	3.724617	4.839623	0.633572
s2s1	32 × 32	ConvLSTM	3.169439	4.115682	0.536065
s2s1	64 × 64	Probabilistic U-Net	3.638228	4.674725	0.658117

Результати демонструють сильні сторони різних архітектур у різних режимах. U-Net++ показав найменший MAE для локального режиму лише з даними Sentinel-2 у розмірі 32 × 32, що узгоджується з ідеєю багаторівневого злиття просторових ознак. ConvLSTM став лідером у двох режимах і показав ефективність послідовного подання ознак у межах підготовленого набору моделей. Ймовірна U-Net (Probabilistic U-Net) є найкращою моделлю для s2s1/64 × 64, де поєднано ширший просторовий контекст, багатомодальні вхідні дані і латентне представлення.

Порівняння 32 × 32 і 64 × 64 показує корисність аналізу різних масштабів. У кращих 64 × 64 режимах значення R^2 вище, тобто модель краще пояснює загальну варіацію висот. Режими 32 × 32 формують сильні локальні результати за MAE, а 64 × 64 додає ширший контекст для відтворення просторової структури лісового масиву.

Порівняння профілів показує різну роль доданих каналів Sentinel-1 для двох масштабів патча. Для 32 × 32 найкращий загальний результат отримано у профілі s2: U-Net++ має MAE 3.148609 м і $R^2 = 0.547931$, тоді як найкращий режим s2s1 має MAE 3.169439 м і $R^2 = 0.536065$. Для 64 × 64 найкращим став багатомодальний профіль s2s1: ймовірна U-Net має MAE 3.638228 м і $R^2 = 0.658117$, тоді як найкращий s2-режим ConvLSTM має MAE 3.724617 м і $R^2 = 0.633572$. Отже, додавання Sentinel-1 дало найсильніший приріст у режимі 64 × 64, де ширший просторовий контекст поєднано з радарними ознаками.

Приклади просторового прогнозу для режиму s2s1/64 × 64 наведено на рис. 3. Вони демонструють зіставлення цільового шару та прогнозу моделі.

Профіль s2s1 у режимі 64 × 64 має найвище R^2 серед наведених лідерів. Це підкреслює цінність поєднання Sentinel-2 із радарними ознаками Sentinel-1 для задачі оцінювання висоти лісового покриву. У роботі для цього використано однакові позиції відбору зразків, однакове розбиття і однакові правила валідності, що робить порівняння профілів узгодженим.

З прикладної точки зору отримані результати формують чотири зрозумілі режими використання. Для швидкого локального оцінювання за оптичними даними виділяється U-Net++ у профілі s2/32 × 32. Для ширшого контексту Sentinel-2 найкращий результат показує ConvLSTM у режимі s2/64 × 64. Додавання Sentinel-1 у профілі s2s1 підтримує окремий аналіз багатомодального входу: ConvLSTM є лідером для

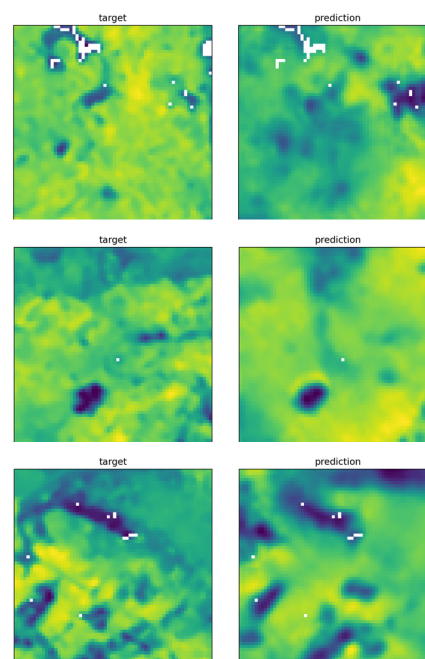


Рис. 3. Приклади роботи ймовірнісної U-Net (Probabilistic U-Net) для профілю s2s1/64 × 64: цільовий шар і прогноз моделі для трьох валідаційних прикладів.

32 × 32, а ймовірна U-Net – для 64 × 64. Таким чином, підготовлений матеріал показує набір сильних конфігурацій для різних способів використання супутникових ознак.

Висновки

У роботі побудовано відтворюваний процес підготовки та оцінювання середньої висоти дерев за даними Wald5Dplus. Сформовано дві узгоджені вибірки з патчами 32 × 32 і 64 × 64, визначено профілі s2 та s2s1, виконано контроль якості вхідних растрових даних і цільових масок, а також зафіксовано правила просторового розбиття. Основне порівняння проведено для 19 моделей з повними метриками в обох розмірах патча.

Експериментальні результати показали, що U-Net++ є лідером для s2/32 × 32, ConvLSTM – для s2/64 × 64 і s2s1/32 × 32, ймовірна U-Net – для s2s1/64 × 64. Найвище R^2 серед наведених режимів отримано для s2s1/64 × 64, а найменший MAE – для s2/32 × 32 з U-Net++. Отже, у роботі показано практичну цінність узгодженої підготовки даних, порівняння двох масштабів патчів і поєднання оптичних та радарних супутникових ознак.

Перелік використаних джерел

1. Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services / M. Drusch [et al.] // Remote Sensing of Environment. — 2012. — Vol. 120. — P. 25–36. — DOI: [10.1016/j.rse.2011.11.026](https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026).

2. GMES Sentinel-1 Mission / R. Torres [et al.] // Remote Sensing of Environment. — 2012. — Vol. 120. — P. 9–24. — DOI: [10.1016/j.rse.2011.05.028](https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.05.028).
3. Assessment of War-Induced Agricultural Land Use Changes in Ukraine Using Machine Learning Applied to Sentinel Satellite Data / N. Kussul, A. Shelestov, B. Yailymov, H. Yailymova, G. Lemoine, K. Deininger // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. — 2025. — Vol. 140. — P. 104551. — DOI: [10.1016/j.jag.2025.104551](https://doi.org/10.1016/j.jag.2025.104551). — URL: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2025.104551>.
4. Lang N., Schindler K., Wegner J. D. Country-wide High-resolution Vegetation Height Mapping with Sentinel-2 // Remote Sensing of Environment. — 2019. — Vol. 233. — P. 111347. — DOI: [10.1016/j.rse.2019.111347](https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111347).
5. A High-resolution Canopy Height Model of the Earth / N. Lang, W. Jetz, K. Schindler, J. D. Wegner // Nature Ecology & Evolution. — 2023. — DOI: [10.1038/s41559-023-02206-6](https://doi.org/10.1038/s41559-023-02206-6).
6. High-resolution Canopy Height Map in the Landes Forest (France) Based on GEDI, Sentinel-1, and Sentinel-2 Data with a Deep Learning Approach / M. Schwartz [et al.] // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. — 2024. — Vol. 128. — P. 103711. — DOI: [10.1016/j.jag.2024.103711](https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103711).
7. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. — 2015. — (Lecture Notes in Computer Science). — DOI: [10.1007/978-3-319-24574-4_28](https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28).
8. UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation / Z. Zhou, M. M. Rahman Siddiquee, N. Tajbakhsh, J. Liang // Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support. — 2018. — (Lecture Notes in Computer Science). — DOI: [10.1007/978-3-030-00889-5_1](https://doi.org/10.1007/978-3-030-00889-5_1).
9. Wald5Dplus / S. Hauser, A. Schmitt, P. Krzystek, M. Ruhhammer. — Version 1.0.0. — 05/03/2024. — DOI: [10.5281/zenodo.10848838](https://doi.org/10.5281/zenodo.10848838). — URL: <https://zenodo.org/records/10848838> (visited on 05/03/2026).
10. An Open Benchmark Dataset for Forest Characterization from Sentinel-1 and -2 Time Series / S. Hauser, M. Ruhhammer, A. Schmitt, P. Krzystek // Remote Sensing. — 2024. — Vol. 16, no. 3. — P. 488. — DOI: [10.3390/rs16030488](https://doi.org/10.3390/rs16030488). — URL: <https://www.mdpi.com/2072-4292/16/3/488>.
11. Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting / X. Shi, Z. Chen, H. Wang, D.-Y. Yeung, W.-k. Wong, W.-c. Woo // Advances in Neural Information Processing Systems. Vol. 28. — 2015. — URL: https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2015/hash/07563a3fe3bbe7e3ba84431ad9d055af-Abstract.html (visited on 05/03/2026).
12. A Probabilistic U-Net for Segmentation of Ambiguous Images / S. A. A. Kohl, B. Romera-Paredes, C. Meyer, J. De Fauw, J. R. Ledsam, K. H. Maier-Hein, S. M. A. Eslami, D. J. Rezende, O. Ronneberger // Advances in Neural Information Processing Systems. Vol. 31. — 2018. — URL: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2018/hash/473447ac58e1cd7e96172575f48dca3b-Abstract.html> (visited on 05/03/2026).