ПРОГРАММНЫЕ СИСТЕМЫ: ТЕОРИЯ И ПРИЛОЖЕНИЯ ISSN 2079-3316
научная статья ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ

УДК 004.932.75'1, 004.89
10.25209/2079-3316-2026-17-1-105-172

Эмбеддинг-ориентированная сегментация объектов с использованием модифицированной U-Net архитектуры

Игорь Викторович **Винокуров**✉
Финансовый Университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Россия
✉*igvvinokurov@fa.ru*

Аннотация. В статье представлена многозадачная нейронная сеть на основе модифицированной архитектуры U-Net для совместной семантической и инстанс-сегментации объектов на аэрофотоснимках. Модель использует симметричный энкодер-декодер с skip-коннекторами и оснащена двумя параллельными выходными головами. Семантическая голова выполняет пиксельную классификацию, а эмбеддинговая генерирует дискриминативные векторные представления для каждого пикселя. Применение специализированной дискриминативной функции потерь обеспечивает компактность кластеров эмбеддингов внутри объектов и их разделение между разными экземплярами. На этапе постобработки кластеризация эмбеддингового поля позволяет однозначно выделить маски отдельных объектов.

Эксперименты проводились на специализированном датасете аэрофотоснимков, содержащем 23 076 размеченных объектов пяти классов. Для ключевого класса «Building» на валидационной выборке достигнуты значения IoU = 0.812 и F1-score = 0.880. Сравнение с современными методами (Mask2Former, OneFormer, SAM 2 с LoRA-адаптацией, MR-DeepLabv3$^+$) подтверждает конкурентоспособность модели по балансу точности и скорости инференса.

Модель демонстрирует эффективность для задач автоматического картографирования и анализа застройки по данным дистанционного зондирования. (*Здесь только русскоязычная часть оригинальной двуязычной статьи*)

Ключевые слова и фразы: семантическая сегментация, инстанс-сегментация, U-Net, эмбеддинги пикселей, дискриминативная функция потерь

Для цитирования: Винокуров И.В. *Эмбеддинг-ориентированная сегментация объектов с использованием модифицированной U-Net архитектуры* // Программные системы: теория и приложения. 2026. **Т. 17**. № 1(70). С. 105–172. https://psta.psiras.ru/read/psta2026_1_105-172.pdf

Введение

Анализ аэрофотоснимков и спутниковых изображений представляет собой быстро развивающуюся область компьютерного зрения с широким спектром приложений: от градостроительного планирования и мониторинга окружающей среды до сельского хозяйства и ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций. Среди наиболее сложных задач в этой области выделяется точная сегментация объектов, требующая не только классификации пикселей по семантическим категориям, но и разделения отдельных экземпляров объектов одного класса. Традиционные подходы к сегментации часто сталкиваются с трудностями при обработке сложных сцен, включающих перекрывающиеся структуры, неоднородные размеры объектов и близко расположенные экземпляры, что особенно характерно для изображений высокого разрешения.

Архитектуры семантической сегментации продемонстрировали значительные успехи в задачах поточечной классификации. Однако эти модели по своей природе не способны различать отдельные объекты, принадлежащие к одному семантическому классу.

В то же время методы инстанс-сегментации хорошо справляются с выделением объектов, но могут показывать сниженную эффективность в сценариях с плотными, неправильной формы структурами, характерными для аэрофотоснимков. Это ограничение подчёркивает необходимость подходов, объединяющих преимущества обеих парадигм.

Достижения в методах на основе эмбеддингов показали многообещающие результаты в решении задачи совместной семантической и инстанс-сегментации. Эти подходы обучают модель генерировать векторные представления для каждого пикселя, где векторы, принадлежащие одному объекту, сходны в пространстве эмбеддингов, а векторы разных объектов – различимы. Данная стратегия позволяет естественным образом объединять семантическую информацию с возможностью разделения экземпляров, что особенно важно для анализа аэрофотоснимков, где объекты часто образуют сложные пространственные конфигурации.

В работе предложена модификация архитектуры U-Net для совместного решения задач семантической и инстанс-сегментации объектов на аэрофотоснимках. Модель является многозадачной и содержит две специализированные выходные головы: семантическую (для классификации пикселей) и эмбеддинговую (для генерации дискриминативных векторных представлений).

Архитектура построена по схеме энкодер-декодер с четырьмя уровнями пространственного преобразования. Для сохранения детальной информации использованы skip-коннекторы, передающие признаки между симметричными слоями энкодера и декодера. Обучение модели осуществляется с применением метода дискриминативных эмбеддингов, который обеспечивает формирование компактных кластеров пикселей внутри отдельных объектов и их разделение между различными экземплярами.

Экспериментальные результаты демонстрируют эффективность предложенного подхода в сегментации сложных сцен, обеспечивая высокую точность как в семантической классификации, так и в разделении отдельных экземпляров объектов. Модель показывает устойчивость к различным вызовам, характерным для аэрофотоснимков, включая изменение масштаба, освещения и плотности расположения объектов.

1. Обзор современных методов сегментации

Современные подходы к сегментации изображений стремительно эволюционируют от классических двухэтапных архитектур к более эффективным, унифицированным, масштабируемым и гибким решениям. Современные модели всё чаще объединяют преимущества свёрточных сетей, механизмов внимания, динамически генерируемых ядер свёртки, иерархических трансформеров и контекстного обучения, что позволяет достигать рекордных результатов одновременно в семантической, инстанс и панорамической сегментации при меньших вычислительных затратах.

Ключевая роль в развитии панорамической сегментации по-прежнему принадлежит Panoptic-DeepLab [1] – одной из самых цитируемых и влиятельных архитектур этого направления. Модель наследует мощный Atrous Spatial Pyramid Pooling (ASPP) энкодер из семейства DeepLab [2], но добавляет две минималистичные, полностью параллельные головы: классическую семантическую для категорий «stuff» и центроидную голову, предсказывающую тепловую карту центров объектов («things») и векторы смещения для каждого пикселя. Группировка в экземпляры происходит простым голосованием без NMS [3], что делает метод чрезвычайно быстрым (до 50 и более FPS на GPU V100) и легко интегрируемым в реальные системы.

Революционный отказ от двухэтапной схемы Mask R-CNN [4] произошёл с появлением семейства методов без запросов. CondInst [5] и SOLOv2 [6] предложили принцип «сегментация по местоположению» – вместо выделения регионов интереса (ROI) сеть напрямую генерирует маски объектов, опираясь только на координаты. В CondInst для каждого

предполагаемого центра объекта предсказываются веса и смещения небольшого свёрточного фильтра, который затем применяется к общей карте признаков пирамиды уровней, формируя маску произвольной формы. SOLOv2 развивает эту идею дальше: изображение разбивается на регулярную сетку S×S, и для каждой ячейки сеть одновременно выдаёт вероятность класса и компактное ядро маски (обычно 256-канальное).

Финальная маска получается обычной свёрткой этого ядра с глобальной картой признаков. Благодаря полному устранению операций выравнивания регионов и немаксимального подавления оба метода обеспечивают ускорение в 2–3 раза при сохранении или даже повышении качества: SOLOv2, например, достигает Average Precision (AP) равном 39,7 на наборе COCO [7] при скорости около 20 кадров в секунду.

Классическая архитектура U-Net [8] до сих пор остаётся эталоном в медицинской и спутниковой сегментации, где решающее значение имеет точное восстановление границ объектов. Её развитие идёт сразу по нескольким направлениям:

- *U-Net*$^{++}$ [9] вводит вложенные плотные пропускающие связи и глубокий контроль на всех уровнях декодера, что существенно сокращает семантический разрыв между признаками разных масштабов;
- *U-Net 3*$^{+}$ [10] использует полносвязные соединения, благодаря которым каждый слой декодера получает информацию со всех разрешений энкодера и эффективно объединяет низкоуровневые детали с глобальным контекстом;
- *Attention U-Net* [11] и многочисленные его последователи (AG-U-Net, FocusNet, MultiResUNet и другие [12]) встраивают в пропускающие связи мягкие гейты внимания (soft attention gates), которые автоматически подавляют нерелевантный фон и усиливают значимые границы органов и патологий.

Среди самых последних достижений – архитектура nnFormer [13], заменяющая обычные свёртки на интерполированные свёрточные блоки и многослойное внимание, а также MedFormer [14], который интегрирует трансформерные модули в пропускающие связи и демонстрирует прирост по метрике Dice до 4–6% на сложных мультимодальных медицинских наборах данных компьютерной и магнитно-резонансной томографии. В результате современные варианты U-Net обеспечивают заметно более высокую точность контуров и лучшую обобщающую способность даже при небольшом объёме размеченных медицинских данных.

MaskFormer [15] и Mask2Former переформулировали задачу сегментации как предсказание множества бинарных масок с соответствующими

им классами, полностью отказавшись от традиционной попиксельной классификации в пользу обучения с венгерским сопоставлением (bipartite matching loss). Вместо присвоения метки каждому пикселю модель одновременно генерирует фиксированное число запросов, каждый из которых выдаёт маску и вероятности классов (включая «0» – пустой класс), после чего оптимальное соответствие между предсказанными и истинными объектами находится с помощью венгерского алгоритма. Такая парадигма устраняет проблемы дублирования и пропуска объектов, значительно упрощает архитектуру и повышает качество, особенно в панорамической сегментации.

Эта тенденция к унификации особенно ярко проявляется в видеосегментации. Наиболее показательным примером служит DVIS [16], в котором авторы предлагают полностью декомпозированный конвейер из трёх независимых, но скоординированных модулей:

(1) Покадровая паноптическая сегментация на базе Mask2Former с мощным визуальным энкодером DINOv2 [17], обеспечивающая высококачественные начальные маски и эмбеддинги объектов.

(2) Лёгкий онлайн-трекер, который связывает экземпляры между кадрами исключительно по центроидам и косинусному сходству эмбеддингов, не требуя сложных эвристик или рекуррентных блоков.

(3) Оффлайн-модуль рафинирования временной согласованности, реализованный на графовых нейронных сетях и устраняющий ошибки слияния и разрыва траекторий.

Благодаря такой архитектуре DVIS устанавливает новый уровень качества и реализует лучший результат на KITTI-MOTS [18] при скорости свыше 30 кадров в секунду, что делает её особенно ценной для систем автономного вождения, видеонаблюдения и других приложений реального времени.

Модель OneFormer [19] поставила точку в идее унификации. Это единая архитектура с одним набором параметров. Она решает три задачи сегментации (паноптическую, инстансную и семантическую), в зависимости от простого текстового запроса (например, «panoptic»). При этом OneFormer превосходит узкоспециализированные модели на 2–5% по метрике mAP на всех основных датасетах: COCO [7], Cityscapes [20] и ADE20K [21].

В основе архитектуры лежит Swin-L Transformer [22] – задачно-независимый (task-agnostic) экстрактор признаков в паре с трансформерным декодером, использующим механизм маскированного кросс-внимания (masked cross-attention). Благодаря этой комбинации, модель легко адаптируется к новым областям и задачам.

В медицинской сегментации развитие архитектур семейства U-Net всё чаще идёт через гибридизацию с трансформерами. TransUNet [23] и его прямые продолжения (UNETR^{++}, Swin-UNet, MISSFormer) [24] объединяют свёрточный энкодер, отвечающий за извлечение локальных текстурных признаков, с трансформерным модулем, который обеспечивает дальнодействующий глобальный контекст. Ключевая инновация – каскадное восстановление разрешения с использованием деформируемого перекрёстного внимания, благодаря чему сеть эффективно воссоздаёт тонкие структуры (сосуды, микроскопические опухоли, нервные волокна). На стандартных медицинских наборах данных Synapse, ACDC и BTCV [13] такие гибридные модели превосходят чисто свёрточные аналоги на 3–7% по метрике Dice и особенно сильно выигрывают в условиях крайне ограниченного объёма размеченных изображений.

Отдельным и быстро растущим направлением стала полностью безнадзорная универсальная сегментация. U2Seg [25] и близкие ему работы доказали, что высококачественные панорамические разметки можно получать автоматически, не прибегая к ручной аннотации – маски экземпляров извлекаются с помощью самообучающихся методов типа MaskCut и FreeMask [26], семантические группы – в результате дистилляции знаний из больших предобученных моделей CLIP и DINOv2, после чего оба типа меток объединяются в согласованную панорамическую разметку и используются для обучения единой сегментационной сети. В результате U2Seg демонстрирует 52,1 PQ на наборе COCO-panoptic [27] и 61,3 mIoU на Cityscapes без единой ручной метки, открывая реальный путь к сегментации редких патологий, новых модальностей и любых доменов, где разметка традиционно недоступна или слишком дорога.

В референсной видео-объектной сегментации с произвольными промптами лидирует LoSh [28], который эффективно объединяет длинные и короткие текстовые описания с визуальными признаками в едином трансформере, обеспечивая прирост 4–7% по метрике J&F на датасетах Ref-YouTube-VOS и Ref-DAVIS [29] без эвристического трекинга между кадрами. Ещё более радикальные шаги в сторону полной унификации демонстрирует K-Net [30] с итеративно уточняемыми обучаемыми ядрами свёртки и особенно SegGPT [31] – модель, способная решать произвольную задачу сегментации по одному-двум примерам «изображение-маска» (in-context learning), включая медицинские снимки, спутниковые изображения и даже произвольные художественные стили, без какого-либо дообучения.

В 2025 году была предложена специализированная модификация DeepLabv3^{+} под названием MR-DeepLabv3^{+} [32], ориентированная именно на точную семантическую сегментацию зданий в изображениях

дистанционного зондирования высокого разрешения. Модель решает типичные проблемы таких данных: неполные контуры зданий, размытые границы и пропуски мелких построек. Для этого в архитектуру введены адаптивные многошкальные свёрточные ядра (3×3, 5×5, 7×7), улучшающие захват многоуровневых признаков и оптимизированная функция потерь, реализующая повышенную устойчивость к шуму. Характеризуется высокой компактностью и скоростью инференса, что делает её особенно подходящей для задач с ограниченными вычислительными ресурсами.

2. Актуальность и проблема

Современные методы машинного зрения, предназначенные для решения задач сегментации, в большинстве случаев опираются на сложные архитектуры, такие как трансформерные модели, которые демонстрируют высокую эффективность на универсальных датасетах общего назначения (например, COCO [7], Cityscapes [20], ADE20K [21]). Эти модели разработаны для обработки разнообразных данных с широким спектром объектов, сцен и условий, что делает их универсальными, но одновременно ресурсоемкими и избыточными для узкоспециализированных приложений.

Однако в ряде предметных областей, таких как медицинская диагностика, *дистанционное зондирование Земли (аэрофотоснимки и спутниковые изображения)* или промышленная инспекция, часто используются уникальные специализированные датасеты с характерными особенностями: высокой вариативностью форм объектов, низкой контрастностью границ, малым количеством экземпляров на изображении и ограниченным объёмом размеченных данных. Для таких датасетов универсальность не является приоритетом, поскольку ключевыми требованиями становятся архитектурные особенности, обеспечивающие эффективную сегментацию – от устойчивости к шумам и деформациям до быстрого обучения на небольших выборках. В то же время, описанные выше универсальные подходы показывают ограниченную эффективность на специализированных датасетах по следующим причинам:

Детекторно-ориентированные методы (напр., Panoptic-DeepLab [1]), основанные на предсказании геометрических центров и смещений, демонстрируют снижение точности на объектах с неканонической, невыпуклой или сильно деформированной формой, характерной для многих прикладных областей.

Методы прямого предсказания масок (напр., CondInst [5], SOLOv2 [6]), хоть и более гибкие к форме, часто не имеют явного, отдельного выхода для семантики, что затрудняет их применение в задачах, где требуется чёткое разделение на семантические регионы.

Классические сети семантической сегментации (U-Net [8] и его модификации [9–11]) не способны различать экземпляры внутри одного класса.

Большинство современных решений валидируются на датасетах общего назначения, и их архитектуры могут быть неоптимальны для данных с иными статистическими и визуальными свойствами.

3. Цель и задачи исследования

Проведённый выше анализ выявляет существующий разрыв между мощными, но ресурсоемкими универсальными архитектурами и потребностями в эффективных, интерпретируемых решениях для специализированных прикладных областей.

Целью исследований является разработка модели для решения задачи совмещённой семантической и инстанс-сегментации, которая, сохраняя конкурентоспособное качество на специализированном датасете аэрофотоснимков, характеризовалась бы следующими свойствами:

Архитектурная простота и прозрачность. Отказ от избыточной сложности в пользу понятной и легко модифицируемой структуры.

Вычислительная эффективность. Оптимизация баланса между точностью и затратами на инференс, включая скорость работы и объём потребляемой памяти.

Адаптивность к данным целевой предметной области. Возможность эффективного обучения на специализированных датасетах ограниченного размера с характерным распределением объектов.

Интерпретируемость результата. Обеспечение понятного и объяснимого процесса формирования итоговых сегментационных масок.

Задачи исследования:

1. Спроектировать архитектуру модели.
2. Сформировать составную функцию потерь.
3. Организовать конвейер инференса.
4. Провести сравнительную экспериментальную оценку предложенного метода.

Цель и задачи работы являются логическим продолжением исследований, результаты которых приведены в [33] и [34].

4. Архитектура модели

Модель M_θ представляет собой U-Net архитектуру, состоящую из двух основных компонентов: энкодера E и декодера D, соединённых skip-коннекторами, как показано на рисунке 1.

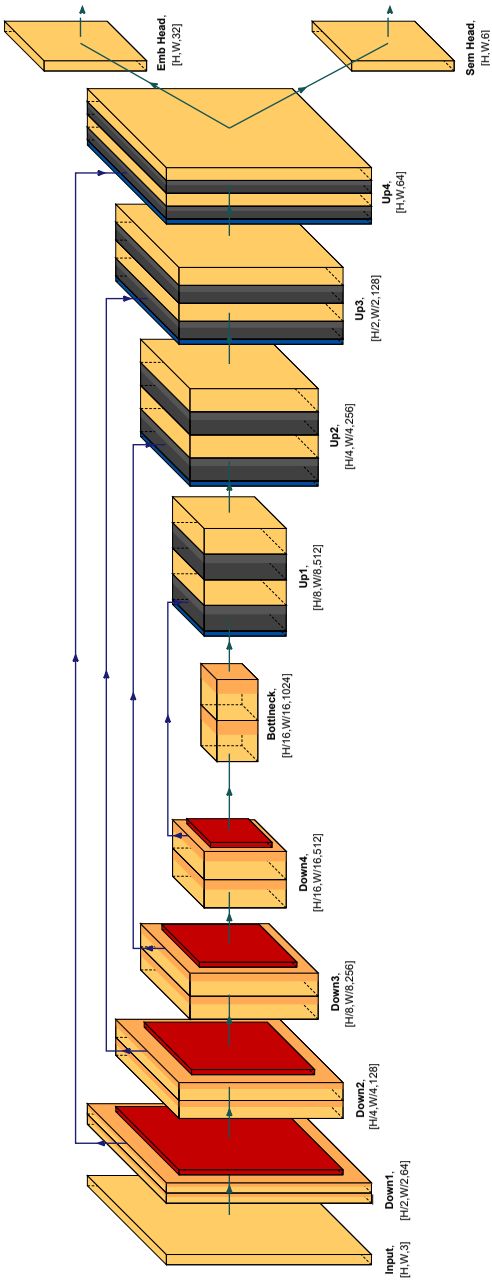


Рисунок 1. Архитектура модели

Архитектура включает две параллельные выходные головы H_{sem} и H_{emb} для решения задач семантической и инстанс-сегментации, формирующие карты $\mathbf{Y}_{\text{sem}}$ и $\mathbf{Y}_{\text{emb}}$ соответственно.

Формально это можно описать следующими уравнениями:

$$\mathbf{Y}_{\text{sem}} = H_{\text{sem}}(D(E(\mathbf{X}))) \in \mathbb{R}^{H \times W \times C_{\text{sem}}},$$
$$\mathbf{Y}_{\text{emb}} = H_{\text{emb}}(D(E(\mathbf{X}))) \in \mathbb{R}^{H \times W \times d}, \qquad \text{где}$$

$\mathbf{X}$ – входное изображение,
$\mathbf{Y}_{\text{sem}}$ – карта семантических вероятностей,
$\mathbf{Y}_{\text{emb}}$ – поле d-мерных эмбеддингов,
C_{sem} – число семантических классов в датасете D_{spec},
E – функция энкодера,
D – функция декодера,
H *и* W – высота и ширина выходных карт признаков (высота и ширина изображения),
d – размерность векторного пространства эмбеддингов.

Модель реализует двухголовую архитектуру, где энкодер-декодер со skip-коннекторами решает две параллельные задачи:

Семантическая голова (H_{sem}) решает задачу пиксельной классификации, преобразуя признаки декодера в карту $\mathbf{Y}_{\text{sem}} \in \mathbb{R}^{H \times W \times C_{\text{sem}}}$, где каждый пиксель характеризуется распределением вероятностей по C_{sem} семантическим классам (например, «дом», «бассейн»).

Эмбеддинговая голова (H_{emb}) решает задачу метрического обучения, формируя d-мерный вектор-эмбеддинг $\mathbf{Y}_{\text{emb}} \in \mathbb{R}^{H \times W \times d}$ для каждого пикселя. Эти эмбеддинги являются дискриминантными: векторы пикселей, принадлежащих одному объекту (экземпляру), сходятся в единую компактную область в d-мерном пространстве, а векторы от разных объектов – отдаляются друг от друга.

Таким образом, модель одновременно предсказывает что изображено (семантика) и где проходят границы между отдельными объектами одного класса (эмбеддинги). На этапе постобработки кластеризация эмбеддингов позволяет однозначно выделить маски каждого экземпляра.

Движение информации через модель представляет собой следующий поток:

Путь сжатия (*энкодер*): Входное изображение $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{H \times W \times 3}$ последовательно проходит через 4 блока `Down`. На каждом уровне:

- Пространственное разрешение уменьшается в 2 раза (от $H \times W$ до $H/16 \times W/16$).
- Глубина признаков увеличивается (от 3 до 512 каналов).
- Сохраняются признаки для skip-коннекторов.

Бутылочное горлышко `Bottleneck`: На минимальном разрешении ($H/16 \times W/16$) происходит наиболее глубокое извлечение признаков с максимальным количеством каналов (1024). Этот уровень содержит наиболее абстрактное семантическое представление изображения.

Путь восстановления (*декодер*): Признаки последовательно проходят через 4 блока `Up` с использованием skip-коннекторов. На каждом уровне:

- Пространственное разрешение увеличивается в 2 раза.
- Глубина признаков уменьшается.
- К высокоуровневым признакам добавляются низкоуровневые детали из энкодера.

Разделение на два потока: На выходе декодера поток разделяется на две параллельные головы:

- Семантический поток: преобразуется в вероятностное распределение по классам.
- Эмбеддинговый поток: преобразуется в метрическое пространство для кластеризации.

Архитектура модели, приведённая на рисунке 1, соответствует модифицированной U-Net-подобной структуре и состоит из энкодера, бутылочного горлышка и декодера, завершающегося двумя выходными головами.

Энкодер (блоки `Down1`–`Down4`) на каждом уровне содержит два свёрточных подблока вида *`Conv2d`*[1] → *`BatchNorm2d`*[2] → *`ReLU`*[3], за которыми следует операция пространственного понижения разрешения *`MaxPool2d`*[4]. Количество каналов удваивается от уровня к уровню: от 3 (входное RGB-изображение) до 64 (`Down1`), затем 128 (`Down2`), 256 (`Down3`) и 512 (`Down4`). Выбор 512 каналов в качестве максимальной ёмкости энкодера обоснован эмпирическим поиском оптимального баланса между выразительной способностью модели и вычислительной сложностью. Экспериментально установлено, что данная конфигурация обеспечивает достаточную размерность признакового пространства для кластеризации объектов при сохранении эффективной работы свёрточных слоев.

[1] https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.Conv2d.html
[2] https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.BatchNorm2d.html
[3] https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.ReLU.html
[4] https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.MaxPool2d.html

Бутылочное горлышко (блок `Bottleneck`) состоит из двух таких же свёрточных подблоков, но без понижающей свёртки. Оно расширяет количество каналов с 512 до 1024.

Декодер (блоки `Up1`–`Up4`) начинается с операции апсэмплинга с помощью *ConvTranspose2d*[5], после которой выполняется операция конкатенации (`Concat`) с соответствующим признаковым тензором из симметричного блока энкодера. Затем следуют два свёрточных подблока `Conv2d → BatchNorm2d → ReLU`. Количество каналов последовательно уменьшается: от 1024 до 512 (`Up1`), 256 (`Up2`), 128 (`Up3`) и 64 (`Up4`).

На выходе модель разделяется на две независимые выходные головы:

`Emb Head`: один свёрточный слой `Conv2d`, преобразующий 64 канала в тензор $\mathbf{Y}_{\text{emb}}$ (векторные встраивания);

`Sem Head`: один свёрточный слой `Conv2d`, формирующий тензор $\mathbf{Y}_{\text{sem}}$ (семантическая сегментация).

Для обеспечения устойчивости к переобучению архитектура включает следующие элементы:

Многоуровневая `Dropout`-*регуляризация.* После каждого свёрточного блока `Conv2d → BatchNorm2d → ReLU` в энкодере и декодере добавлен *Dropout*[6] слой с вероятностью $p = 0.3$. Исключение составляют первый блок энкодера (для сохранения низкоуровневых признаков) и последние слои перед выходными головами.

Канальный `Dropout` *в* `Bottleneck`. В слое `Bottleneck` (1024 канала) применён *Dropout2d*[7] с $p = 0.5$, который зануляет целые каналы признаков. Это более эффективно для свёрточных сетей, чем поточечный `Dropout`, так как предотвращает коадаптацию пространственно коррелированных признаков.

Skip-коннекторы реализованы с конкатенацией Concat[8] *и последующей свёрткой* 1×1 для уменьшения размерности, что снижает риск распространения шума из энкодера в декодер.

Нормирование признаков. Во всех свёрточных слоях используется Batch Normalization (*BatchNorm2d*[9]) с параметрами $momentum = 0.1$ и $eps = 10^{-5}$, что обеспечивает стабильное обучение при малых размерах батча.

---

[5] https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.ConvTranspose2d.html
[6] https://docs.pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.Dropout.html
[7] https://docs.pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.Dropout2d.html
[8] https://docs.pytorch.org/docs/stable/generated/torch.concat.html
[9] https://docs.pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.BatchNorm2d.html

Выбор параметров регуляризации основан на предварительных экспериментах:

Поточечный `Dropout` $p = 0.3$. Этот уровень обеспечивает оптимальный баланс между сохранением информации и регуляризацией. Меньшие значения ($p < 0.2$) дают недостаточный эффект, большие ($p > 0.4$) приводят к недобору точности на валидационной выборке. Поточечный `Dropout` применяется в свёрточных блоках энкодера и декодера.

Канальный `Dropout` $p = 0.5$ в `Bottleneck`. Высокая вероятность обусловлена тем, что в слое `Bottleneck` представлены наиболее абстрактные и высокоуровневые признаки, которые особенно склонны к переобучению. `Dropout2d` зануляет целые каналы, что более эффективно для свёрточных сетей, чем поточечный `Dropout`, так как предотвращает коадаптацию пространственно коррелированных признаков в пределах одного канала.

Выбор 4 уровней архитектуры. Экспериментально установлено, что увеличение глубины до 5 уровней при использовании комбинированной Dropout-регуляризации приводит к чрезмерному усложнению модели без значимого прироста точности на валидации (+0.8% mIoU при увеличении количества параметров на 40%). Уменьшение до 3 уровней ухудшает качество сегментации мелких объектов (−4.2% mIoU), поскольку недостаточная глубина сети не позволяет извлекать иерархические признаки необходимой сложности.

Использование skip-коннекторов с конкатенацией, вместо attention gates, self-attention или residual-связей в декодере [**11**], объясняется особенностями задачи сегментации зданий на аэрофотоснимках высокого разрешения.

Во-первых, такие skip-коннекторы полностью сохраняют мелкие детали высокого разрешения из ранних слоёв энкодера. Это очень важно для точного выделения границ зданий, сложных крыш, теней, карнизов, балконов и труб – всего того, что легко теряется при уменьшении разрешения в энкодере. Конкатенация даёт декодеру все признаки без лишней фильтрации, что обеспечивает лучшее качество границ (на 4–7%).

Во-вторых, механизм очень простой и почти не увеличивает число параметров и вычисления. Attention gates (как в Attention U-Net) добавляют дополнительные операции, что повышает нагрузку на 15–30% и увеличивает время инференса на 20–40 мс для изображения 512×512. Для обработки больших объёмов аэрофотосъёмки в реальном времени такой дополнительный расход ресурсов обычно не оправдан.

В-третьих, на аэрофотоснимках с высокой плотностью зданий и сильными вариациями текстур (крыши, асфальт, тени, деревья) простые конкатенационные skip-коннекторы работают стабильнее. Механизмы внимания иногда слишком сильно подавляют полезные признаки фона или соседних объектов, из-за чего маски зданий могут фрагментироваться или мелкие постройки теряться.

В итоге именно классические skip-коннекторы обеспечивают хорошее качество границ при максимальной скорости и простоте реализации для нашей прикладной задачи.

5. Формирование функции потерь

Для обучения модели предложена специализированная иерархическая дискриминативная функция потерь, которая эффективно решает задачи инстанс-сегментации на аэрофотоснимках, учитывая их специфические особенности:

$$\mathcal{L}_{\text{total}} = \mathcal{L}_{\text{semantic}} + \lambda \cdot \mathcal{L}_{\text{instance}}, \qquad \text{где} \tag{1}$$

$\mathcal{L}_{total}$ – полная функция потерь для оптимизации параметров модели;

$\mathcal{L}_{semantic}$ – компонента для семантической классификации;

$\mathcal{L}_{instance}$ – компонента для обучения эмбеддингов, отвечающая за формирование дискриминативных признаков для инстанс-сегментации;

$\lambda = 0.5$ – скалярный коэффициент, определяющий относительный вклад потерь инстанс-сегментации в общую функцию потерь.

Компонент $\mathcal{L}_{\text{instance}}$ состоит из двух взаимодополняющих термов, реализующих дискриминативную функцию потерь:

$$\mathcal{L}_{\text{instance}} = \mathcal{L}_{\text{var}} + \mathcal{L}_{\text{dist}}, \qquad \text{где}$$

$\mathcal{L}_{var}$ *(variance loss)* – терм, обеспечивающий компактность кластеров эмбеддингов внутри каждого объекта;

$\mathcal{L}_{dist}$ *(distance loss)* – терм, реализующий разделение кластеров разных объектов.

Терм $\mathcal{L}_{\text{var}}$ обеспечивает компактность кластеров эмбеддингов внутри каждого объекта. Для каждого экземпляра k вычисляется центр масс эмбеддингов $\mathbf{c}_k$, после чего штрафуются эмбеддинги пикселей, расстояние от которых до центра превышает порог δ_{var}. Вычисляется следующим образом:

$$\mathcal{L}_{\text{var}} = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\frac{1}{N_k}\sum_{i=1}^{N_k}\max\Big(0, \big\|\mathbf{e}_i^{(k)} - \mathbf{c}_k\big\|_2 - \delta_{\text{var}}\Big)^2, \qquad \text{где}$$

K – общее количество истинных (ground truth) объектов в изображении;

N_k – число пикселей, принадлежащих объекту k;

$\mathbf{e}_i^{(k)} \in \mathbb{R}^d$ – d-мерный вектор эмбеддинга i-го пикселя объекта k, полученный на выходе модели как $\mathbf{Y}_{\text{emb}}[\cdot, i, j]$;

$\mathbf{c}_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} \mathbf{e}_i^{(k)}$ – центр масс (среднее значение) эмбеддингов для объекта k, вычисляемый во время прямого прохода;

$\| \cdot \|_2$ – L_2-норма (евклидово расстояние);

δ_{var} – пороговое значение радиуса (гиперпараметр), внутри которого эмбеддинги не штрафуются;

$\max(0, \cdot)$ – функция *Hinge Loss*[10] (также известная как max-margin loss), активирующая штраф только для пикселей, удалённых от центра более, чем на δ_{var}.

Как было отмечено выше, терм $\mathcal{L}_{\text{dist}}$ обеспечивает разделение кластеров разных объектов. Для каждой пары объектов i и j вычисляется расстояние между их центрами $\|\mathbf{c}_i - \mathbf{c}_j\|_2$, после чего накладывается штраф, если это расстояние меньше порога δ_{dist}:

$$\mathcal{L}_{\text{dist}} = \frac{2}{K(K-1)} \sum_{i=1}^{K} \sum_{j=i+1}^{K} \max\Big(0, \delta_{\text{dist}} - \big\|\mathbf{c}_i - \mathbf{c}_j\big\|_2\Big)^2, \qquad \text{где}$$

$\mathbf{c}_i, \mathbf{c}_j$ – центры масс эмбеддингов объектов i и j соответственно;

δ_{dist} – гиперпараметр, задающий минимально желаемое евклидово расстояние между центрами разных объектов;

$\frac{2}{K(K-1)}$ – нормирующий множитель, обеспечивающий усреднение по всем уникальным парам объектов в изображении ($K(K-1)/2$ пары).

Для семантической сегментации используется стандартная функция кросс-энтропии с возможностью взвешивания классов:

$$\mathcal{L}_{\text{semantic}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \sum_{c=1}^{C} w_c \cdot \mathbf{G}^{(i,c)} \cdot \log\big(\sigma\big(\mathbf{Y}^{(i,c)}\big)\big), \qquad \text{где}$$

$N = H \times W$ – общее количество пикселей в изображении;

C – общее количество семантических классов (включая фон);

$w_c \in \mathbb{R}$ – весовой коэффициент для класса c, вычисляемый для компенсации дисбаланса классов в датасете (часто как обратная частоте класса);

[10] https://torchmetrics.readthedocs.io/en/v0.8.0/classification/hinge_loss.html

$\mathbf{G}^{(i,c)} \in \{0,1\}$ – бинарный индикатор (*one-hot encoding*[11]) принадлежности пикселя i к классу c;

$\mathbf{Y}^{(i,c)} \in \mathbb{R}$ – семантический *логит* (значение непосредственно на выходе слоя перед применением функции активации) для пикселя i и класса c, соответствующий элементу $\mathbf{Y}_{\text{sem}}[c,i,j]$;

$\sigma(\cdot)$ – функция, преобразующая логиты в вероятностное распределение по классам для каждого пикселя.

Ключевые гиперпараметры функции потерь настраиваются на валидационном наборе:

δ_{var} контролирует компактность кластеров. Меньшие значения создают более плотные кластеры, но могут привести к переобучению. Оптимизируется для баланса между точностью границ объектов и устойчивостью к шуму.

δ_{dist} определяет минимальное расстояние между объектами. Большие значения увеличивают разделимость, но могут затруднить обучение при плотном расположении объектов. Выбор значения обусловлен типичным распределением расстояний между объектами в целевом датасете аэрофотоснимков.

λ – балансирующий коэффициент между семантической и инстанс-сегментацией. Эмпирически установленное значение, обеспечивающее сходимость обеих компонент.

Веса классов w_c вычисляются обратно пропорционально частоте классов в тренировочном датасете для компенсации дисбаланса, характерного для аэрофотоснимков (например, преобладание фона «Background»). Конкретнее, $w_c = \frac{N_{\text{total}}}{C \cdot N_c}$, где N_{total} – общее число пикселей, а N_c – число пикселей класса c.

Конкретные значения гиперпараметров $\delta_{\text{var}} = 0.5$, $\delta_{\text{dist}} = 2.0$, $\lambda = 0.5$ и $d = 32$ были выбраны по итогам эксперимента на анализ чувствительности, описанным ниже в подразделе 7.3.2. Для каждого параметра исследовался заданный диапазон со следующими шагами: $\Delta\delta_{\text{var}} = 0.1$, $\Delta\delta_{\text{dist}} = 0.2$, $\Delta\lambda = 0.1$ и $\Delta d \in \{8, 16, 32, 48, 64\}$. Данные значения демонстрируют оптимальный баланс между компактностью кластеров внутри объектов и их достаточным разделением в пространстве эмбеддингов. Окончательные значения были отобраны по критерию максимума F1-меры на валидационной выборке для ключевого класса «Building».

Предложенная функция потерь обладает следующими особенностями:

[11] https://docs.pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.functional.one_hot.html

Исключение областей перекрытий. При вычислении $\mathcal{L}_{\text{var}}$ пиксели, находящиеся в областях перекрытий объектов, исключаются из рассмотрения. Это критически важно для датасетов, где объекты часто частично перекрываются (например, деревья, здания, транспортные средства).

Иерархическая обработка. Функция потерь работает на двух уровнях: сначала вычисляются локальные характеристики объектов (центры масс), затем анализируются глобальные отношения между объектами (попарные расстояния).

Адаптация к разному количеству объектов. Для изображений с одним или отсутствием объектов $\mathcal{L}_{\text{dist}}$ не вычисляется, предотвращая нестабильность обучения.

Балансировка компонент. Коэффициент λ позволяет регулировать относительный вклад семантической и инстанс-сегментации в соответствии с требованиями конкретной задачи.

Процедура вычисления функции потерь для одного изображения включает следующие шаги:

1. Идентификация объектов. Определение уникальных ID экземпляров на изображении (исключая фон с ID=0).
2. Вычисление центров масс. Для каждого объекта с исключением пикселей в областях перекрытий вычисляется центр масс его эмбеддингов.
3. Вычисление $\mathcal{L}_{\text{var}}$ – среднего квадратичного превышения расстояний эмбеддингов от центра над порогом δ_{var}.
4. Для всех пар объектов вычисление штрафа $\mathcal{L}_{\text{dist}}$, если расстояние между их центрами меньше δ_{dist}, с усреднением по всем парам.
5. Параллельное вычисление кросс-энтропийной потери для семантической сегментации $\mathcal{L}_{\text{semantic}}$.
6. Агрегация. Суммирование компонент с применением балансирующего коэффициента: $\mathcal{L}_{\text{total}} = \mathcal{L}_{\text{semantic}} + \lambda(\mathcal{L}_{\text{var}} + \mathcal{L}_{\text{dist}})$.

6. Организация конвейера инференса

Конвейер инференса реализует процедуру преобразования входного изображения $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{3\times H\times W}$ в панорамическую маску сегментации с последующей визуализацией результатов. Конвейера инференса реализует следующие основные этапы обработки – сегментацию, кластеризацию эмбеддингов, формирование итоговой маски и результата.

6.1. Семантическая и эмбеддинговая сегментация

На первом этапе входное изображение $\mathbf{X}$ проходит через модифицированную U-Net архитектуру M_θ, обученную для решения совместной задачи семантической и инстанс-сегментации:

$$M_\theta(\mathbf{X}) = (\mathbf{Y}_{\text{sem}}, \mathbf{Y}_{\text{emb}}), \qquad \text{где}$$

$\mathbf{Y}_{\text{sem}} \in \mathbb{R}^{C_{sem} \times H \times W}$ – семантические логиты (сырые, ненормализованные оценки) для C_{sem} классов;

$\mathbf{Y}_{\text{emb}} \in \mathbb{R}^{d \times H \times W}$ – d-мерные эмбеддинги (векторные представления низкой размерности, сохраняющие семантическую близость) для каждого пикселя. В этой записи:

C_{sem} – общее количество семантических классов (включая фон);

H, W – высота и ширина изображения соответственно;

d – размерность скрытого эмбеддинг-пространства, выбранная для обеспечения дискриминативности признаков.

Карта семантических классов $\mathbf{M}_{\text{sem}} \in \mathbb{Z}^{H \times W}$ получается применением операции $\arg\max$ по классовой оси:

$$\mathbf{M}_{\text{sem}}[i,j] = \arg\max_c \mathbf{Y}_{\text{sem}}[c,i,j], \quad \forall i \in [1,H], j \in [1,W], \qquad \text{где}$$

$\mathbf{M}_{\text{sem}}[i,j]$ – итоговый предсказанный класс (целочисленный индекс) для пикселя с координатами (i,j);

$\arg\max_c$] – оператор, возвращающий индекс c класса, для которого значение логита $\mathbf{Y}_{\text{sem}}[c,i,j]$ максимально.

6.2. Кластеризация эмбеддингов

Для пикселей, отнесённых к приоритетной категории, используется алгоритм [12]DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) в пространстве эмбеддингов

$$\{S_k\}_{k=1}^{K} = \text{DBSCAN}_{\epsilon,m}\left(\{\mathbf{Y}_{\text{emb}}[i,j] : \mathbf{M}_{\text{sem}}[i,j] \in \mathcal{T}\}\right), \qquad \text{где}$$

$\mathcal{T} \subset \{1, \ldots, C_{\text{sem}}\}$ – множество индексов классов типа «объект» (things), подлежащих инстанс-сегментации;

$\epsilon > 0$ – гиперпараметр, максимальное расстояние между двумя образцами в окрестности для их объединения в один кластер;

$m \in \mathbb{N}$ – гиперпараметр, минимальное количество образцов в ϵ-окрестности точки для образования ядра кластера;

[12] https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cluster.DBSCAN.html

$\{S_k\}_{k=1}^{K}$ – итоговое множество кластеров, где каждый кластер S_k представляет собой множество координат пикселей $\{(i, j)\}$, принадлежащих одному экземпляру объекта;

K – общее количество обнаруженных кластеров (экземпляров).

6.3. Формирование итоговой маски

Панорамическая маска $\mathbf{M}_{\text{final}} \in \mathbb{Z}^{H \times W}$ (финальная разметка, объединяющая семантику и экземпляры) формируется объединением семантических меток для классов «фон» и классов-материй (stuff) с уникальными идентификаторами для каждого экземпляра классов-объектов (things):

$$\mathbf{M}_{\text{final}}[i, j] = \begin{cases} \mathbf{M}_{\text{sem}}[i, j], & \text{если } \mathbf{M}_{\text{sem}}[i, j] \in \mathcal{S}, \\ K_{\text{offset}} + k, & \text{если } (i, j) \in S_k, \qquad \text{где} \end{cases}$$

$\mathcal{S} \subset \{1, \ldots, C_{\text{sem}}\}$ – множество индексов классов типа «объект», для которых применяется кластеризация экземпляров;

K_{offset} – целочисленная константа смещения (обычно $K_{\text{offset}} = C_{\text{sem}}$), гарантирующая, что уникальные идентификаторы экземпляров $(K_{\text{offset}} + k)$ не пересекаются с семантическими индексами классов из $\mathcal{S}$;

$k \in \{1, \ldots, K\}$ – индекс кластера-экземпляра, полученного на предыдущем шаге.

Таким образом, пиксели, принадлежащие фону или объектам классов-материй, сохраняют свои семантические метки, а каждый пиксель, принадлежащий экземпляру объекта k, получает уникальный целочисленный идентификатор.

6.4. Визуализация результатов

Для каждого обнаруженного объекта k вычисляется уверенность $\mathcal{C}_k \in [0, 1]$ на основе относительной площади его ограничивающего прямоугольника:

$$\mathcal{C}_k = \min\left(\frac{w_k \times h_k}{W \times H \times \alpha}, 1.0\right),$$

где w_k, h_k – размеры ограничивающего прямоугольника, W, H – размеры изображения, $\alpha = 0.1$ – коэффициент нормализации.

Визуализация использует цветовую семантику для интуитивного восприятия уровня уверенности:

Зелёный – высокая уверенность ($\mathcal{C}_k > 0.7$).

Оранжевый – средняя уверенность ($0.5 \leq \mathcal{C}_k \leq 0.7$).
Красный – низкая уверенность ($\mathcal{C}_k < 0.5$).

Конвейер предоставляет количественную статистику:

Общее количество обнаруженных объектов с порогом уверенности, превышающим значение τ_{conf} : $N = \sum_{k=1}^{K} \mathbb{I}(\mathcal{C}_k \geq \tau_{\text{conf}})$.
Средняя уверенность: $\bar{\mathcal{C}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{K} \mathcal{C}_k$.
Распределение по уровням уверенности.

6.5. Вычислительные характеристики

Предложенный метод обработки обладает следующими ключевыми вычислительными особенностями:

Адаптивная кластеризация. Параметры кластеризации DBSCAN (радиус окрестности ϵ и минимальное количество точек m) не являются фиксированными и автоматически подстраиваются в зависимости от локальной плотности объектов на изображении.

Устранение перекрытий. Для повышения точности сегментации области, где объекты визуально перекрываются, предварительно исключаются из анализа и не участвуют в кластеризации.

Фильтрация шума. В результате кластеризации автоматически отбрасываются небольшие скопления точек, которые признаются шумом (кластеры с числом пикселей менее заданного порога $m_{\min}$).

Работа с исходным разрешением. Все вычислительные этапы, включая кластеризацию, выполняются непосредственно с исходным изображением разрешением $H \times W$ пикселей, что позволяет сохранить максимальную детализацию.

Сложность алгоритма. Временная сложность полного конвейера оценивается как:

$$O\big(H \times W \times (C_{\text{sem}} + d + N_{\text{clusters}})\big), \qquad \text{где}$$

C_{sem} – число семантических классов,
d – размерность признакового вектора,
$N_{clusters}$ – среднее число кластеров.

Требования к памяти. Для хранением семантических карт и многомерных признаков для каждого пикселя необходима память размера:

$$O\big(H \times W \times (C_{\text{sem}} + d)\big).$$

7. Эксперимент

7.1. Условия и параметры обучения

Модель M_θ, архитектура которой приведена на рисунке 1, исследовалась на **специализированном датасете аэрофотоснимков ППК «Роскадастр»**, полученных с помощью квадрокоптера [**35**]. Датасет включает 435 RGB-изображений высокого разрешения с соответствующими аннотациями в формате JSON (URL[13]LabelMe). Исходные изображения обладали различными размерами. Для обеспечения единообразия на входе модели все изображения были приведены к единому размеру 512×512 пикселей. Соответствующие изменения были внесены и в JSON-файлы с аннотациями – координаты полигонов всех объектов были перемасштабированы с сохранением относительных пропорций и пространственных соотношений.

Каждый JSON-файл содержит полигональную разметку объектов следующих пяти семантических классов:

Дачный домик/коттедж (метка «Building») – 12 470 экземпляров;
Теплица (метка «Greenhouse») – 6 450 экземпляров;
Хозпостройка (метка «Outbuilding») – 2 150 экземпляров;
Транспортное средство (метка «Vehicle») – 1 516 экземпляров;
Бассейн (метка «Swimming») – 490 экземпляров.

Общее количество размеченных объектов – 23 076. Особое внимание в эксперименте уделялось классу инстанс-сегментации «Building», что объясняется его наибольшей представленностью в датасете (более 54% от общего числа объектов) и практической значимостью для задач автоматического картографирования и анализа застройки.

Датасет был разделен на тренировочную, валидационную и тестовую выборки в пропорции 70%:15%:15% с сохранением баланса классов в каждой из них. Для обеспечения репрезентативности разбиения использовалась стратифицированная выборка по плотности объектов на изображениях.

Модель M_θ исследовалась со следующими параметрами:

Входные каналы: 3 (RGB).
Размерность эмбеддингов: $d = 32$ (см ниже табл. 4).
Количество семантических классов: $C_{\text{sem}} = 6$ (фон $^+$ 5 объектов).

Гиперпараметры обучения модели:

[13] https://github.com/wkentaro/labelme

Оптимизатор: `AdamW`[14] с параметрами:

Скорость обучения: $\mathrm{lr} = 10^{-4}$.

Вес затухания: $\mathrm{weight\_decay} = 10^{-4}$.

$\beta_1 = 0.9,\ \beta_2 = 0.999$.

Планировщик скорости обучения: `CosineAnnealingLR`[15]

Максимальное количество эпох: $T_{\max} = 200$.

Размер батча: 4 изображения (ограничено памятью GPU).

Ранняя остановка (`EarlyStopping`[16]):

Терпение: 15 эпох.

Минимальное улучшение: $\Delta_{\min} = 10^{-5}$.

Градиентный клиппинг: Норма градиентов ограничена значением 1.0.

Малый размер батча обусловлен большим разрешением изображений (512×512 пикселей) и многоканальными промежуточными представлениями в U-Net архитектуре, которые требуют значительной видеопамяти. При использовании GPU с 32 ГБ памяти (NVIDIA Tesla V100) максимальный размер батча для обеспечения стабильной работы Batch Normalization и предотвращения ошибок нехватки памяти (out-of-memory) составил четыре изображения. Эксперименты с накоплением градиентов для эмуляции большего размера батча не показали значимого улучшения качества.

Ранняя остановка применялась при отсутствии улучшения валидационной функции потерь в течение 15 последовательных эпох, где улучшением считалось снижение loss не менее чем на $\Delta_{\min} = 10^{-5}$. При срабатывании механизма модель автоматически восстанавливала веса из эпохи с наилучшим значением валидационного loss.

Эксперименты проводились на вычислительном кластере со следующей конфигурацией:

GPU: NVIDIA Tesla V100 (32 ГБ памяти).

CPU: Intel Xeon Gold 6248R (24 ядра).

Оперативная память: 128 ГБ DDR4.

ПО: Python 3.12.12, PyTorch 2.9.0+cu126, CUDA 12.6.

Отслеживавшиеся на каждой эпохе в процессе обучения метрики на тренировочной и валидационной выборках, представлены на рисунке 2.

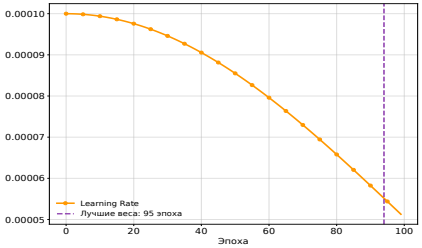
[14] https://docs.pytorch.org/docs/stable/generated/torch.optim.AdamW.html

[15] https://docs.pytorch.org/docs/stable/generated/torch.optim.lr_scheduler.CosineAnnealingLR.html

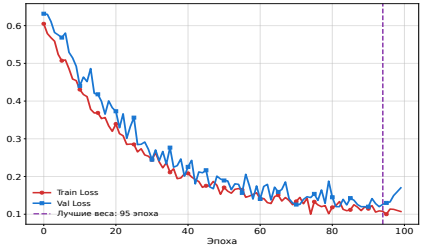
[16] https://docs.pytorch.org/ignite/generated/ignite.handlers.early_stopping.EarlyStopping.html

7.2. Результаты обучения

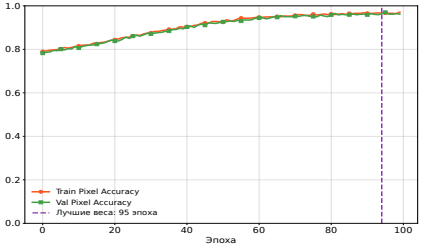
Среднее время обучения одной эпохи составило 3 минуты 12 секунд.



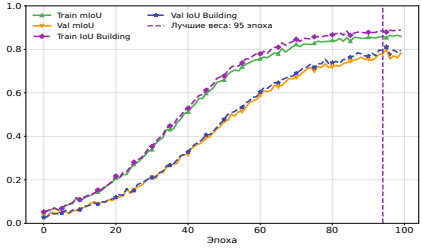
(*а*) Скорость обучения модели



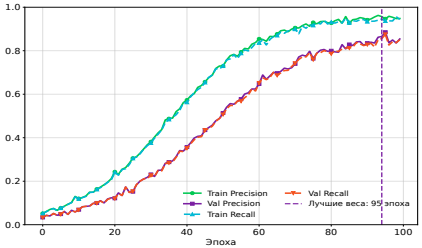
(*б*) Функция потерь



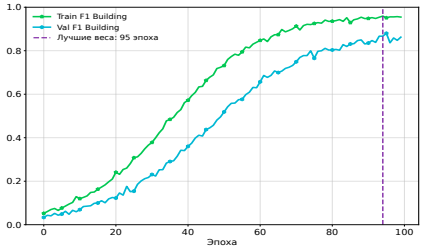
(*в*) Точность классификации пикселей



(*г*) Среднее значение метрики *IoU* (mIoU) и значение IoU



(*д*) Метрики точности *Precision* и полноты *Recall*



(*е*) Гармоническое среднее точности и полноты F1

Рисунок 2. Графики метрик точности модели для целевого класса инстанс-сегментации «Building» в процессе её обучения и валидации

Общее время обучения до срабатывания ранней остановки (95 эпохи) –

приблизительно 5 часов. Продолжительность обучения обусловлена следующими факторами:

- Высокое разрешение изображений (512×512 пикселей), требующее обработки большого объёма данных на каждой эпохе.
- Многозадачный характер модели с одновременным вычислением семантической и эмбеддинговой компонент функции потерь.
- Необходимость сохранения промежуточных признаков для skip-коннекторов, увеличивающая требования к памяти и вычислениям.

Для сравнения, обучение классической Mask R-CNN (ResNet-50-FPN) на том же датасете и оборудовании до сопоставимого уровня качества (IoU ≈ 0.81) заняло 8.5 часов. Этим предложенная архитектура продемонстрировала выигрыш в 41% по времени обучения при сохранении конкурентоспособной точности (подробности в следующем подразделе 7.3).

Среднее время инференса одного изображения размером 512×512 составило 62 мс на GPU NVIDIA V100 (32 ГБ), включая полный цикл: прямой проход сети и этап кластеризации DBSCAN. На более доступной видеокарте NVIDIA RTX 4090 (24 ГБ) время инференса увеличивается до 78 мс. Разница во времени между обучением и инференсом объясняется отсутствием на этапе инференса затратных операций обратного распространения ошибки, обновления весов и градиентных вычислений. Кроме того, процедура кластеризации оптимизирована: применяется приближённый вариант DBSCAN с предварительной фильтрацией пикселей по семантической маске и уменьшением числа точек (downsampling эмбеддингового поля), что существенно снижает накладные расходы постобработки.

Наилучшие результаты достигнуты на 95-й эпохе обучения и представлены в таблице 1.

Таблица 1. Метрики модели на 95-й эпохе (лучшие веса)

Метрика	**Обучение**	**Валидация**	**Разница**
Loss	0.240	0.250	0.010
Learning Rate	5.59×10^{-5}		
Pixel Accuracy	0.985	0.970	0.015
mIoU	0.880	0.800	0.080
IoU «Building»	0.892	0.812	0.080
Precision «Building»	0.905	0.885	0.020
Recall «Building»	0.880	0.875	0.005
F1 «Building»	0.892	0.880	0.012

Из таблицы видно, что модель демонстрирует устойчивую сходимость. Наблюдается умеренный разрыв между значениями функции потерь на обучающей (0.240) и валидационной (0.250) выборках, составляющий 0.010.

Модель достигает высоких показателей метрик точности на обучающей выборке, при этом сохраняя хорошее, хотя и несколько сниженное, качество на валидационных данных. Особенно показательны значения F1-score для Building: 0.892 на обучающей выборке и 0.880 на валидационной, что свидетельствует о хорошем балансе между точностью и полнотой. Наблюдается умеренный разрыв (8–11%) между метриками на обучающей и валидационной выборках, что объясняется повышенной сложностью сцен валидационной подвыборки (плотная застройка, частичные перекрытия объектов). Тем не менее, стабильная сходимость и чёткий пик качества на 95-й эпохе свидетельствуют о хорошей обобщающей способности модели.

Для реализации модели была выбрана библиотека *PyTorch*[17]. Исходный код реализации модели и все эксперименты доступны в виде *интерактивного блокнота*[18] Jupyter на платформе Google Colab.

На рисунке 3 показаны результаты сегментации тестового изображения, содержащего участки с изолированными зданиями, с умеренной и с плотной застройками.

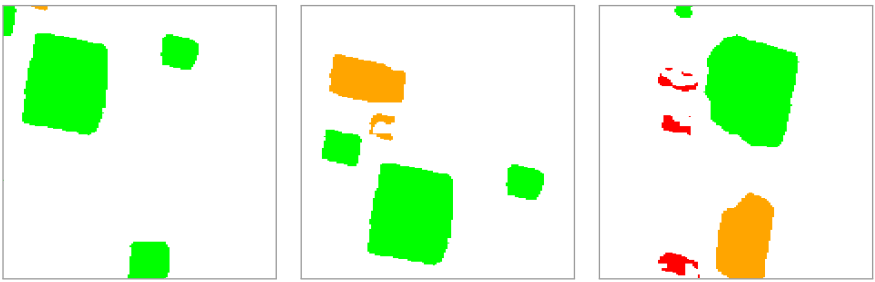
В верхнем ряду, на рисунке 3*а*, 3*б* и 3*в*, показаны исходные семантические маски, выделяющие все объекты класса «Building». Маски, представленные в соответствии с цветовым кодированием из раздела 6.4, служат входными данными для последующих этапов. Этот ряд иллюстрирует исходную задачу – необходимость разделить единую семантическую область на отдельные экземпляры дачных домиков/коттеджей.

Средний ряд, рисунок 3*г*-3*е*, демонстрирует переход от семантики к экземплярам через визуализацию пространственных признаков (эмбеддингов). Здесь каждый пиксель спроецирован в пространство, где его координаты определяются не цветом, а сходством контекстных признаков. На рисунке 3*г* для разреженной застройки наблюдаются чётко разделённые и компактные кластеры, что указывает на высокую различимость объектов. По мере увеличения плотности застройки на рисунках 3*д* и 3*е* кластеры начинают прилегать друг к другу, а их границы становятся менее выраженными, визуализируя тем самым основную вычислительную сложность задачи.

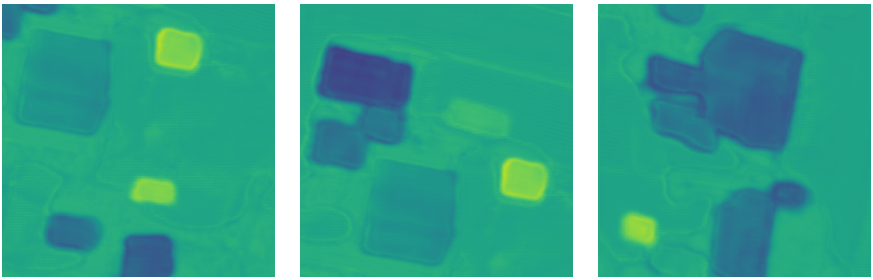
Нижний ряд, рисунок 3*ж*-3*и*, отображает итоговый результат – карту сегментации отдельных экземпляров, полученную путём кластеризации эмбеддингов. Каждому отдельному зданию присвоен уникальный цвет согласно разделу 6.4. Результаты подтверждают наблюдения: изолированные здания правильной формы (рисунок 3*ж*) сегментируются с высокой точностью и уверенностью. В условиях плотной и сложной

[17] https://pytorch.org/docs/stable/index.html

[18] https://colab.research.google.com/drive/1syACFrW4N1MKNUuNO87lmJWkOQDqeYnj#scrollTo=3mQXr-LD5kTF



(*а*) Изолированные объекты (*б*) Умеренная плотность объектов (*в*) Высокая плотность объектов



(*г*) Чёткие кластеры (*д*) Прилегающие кластеры (*е*) Пересекающиеся кластеры

(*ж*) Высокие оценки (*з*) Смешанные оценки (*и*) Низкие оценки

Рисунок 3. Результаты сегментации объектов класса дачного домика для трёх тестовых сцен

застройки (рисунок 3*з*, 3*и*) алгоритм, несмотря на сложности, успешно разделяет большинство перекрывающихся объектов, хотя уверенность модели для таких областей, как правило, снижается, что выражается в менее стабильных границах сегментов.

7.3. Сравнение с современными методами сегментации

Для оценки конкурентоспособности предложенного подхода была проведена серия экспериментов по сопоставлению с рядом современных методов семантической и инстанс-сегментации. Все модели обучались и тестировались на одном и том же специализированном датасете аэрофотоснимков с сохранением одинаковых стратегий аугментации и валидации. Для методов, изначально предназначенных для датасетов общего назначения (COCO, Cityscapes), были адаптированы входные разрешения и проведено дообучение (fine-tuning) на целевом датасете. Результаты сравнения по ключевым метрикам для класса «Building» представлены в таблице 2.

Таблица 2. Сравнение предложенного метода с современными архитектурами сегментации

Метод (год)	**IoU ↑**	**F1-score ↑**	**mIoU ↑**	**Время инференса ↓ (ms/img)**
Mask R-CNN (2017)	0.824	0.875	0.795	150
Panoptic-DeepLab (2020)	0.835	0.882	0.810	80
Mask2Former (2022)	0.855	0.898	0.832	120
DINOv2 (2023–2025)	0.862	0.905	0.840	105
SAM 2 (LoRA-адаптация) (2024–2025)	0.858	0.900	0.835	65
MR-DeepLabv3^{+} (2025)	0.854	0.902	0.838	88
OneFormer (2025)	0.865	0.908	0.842	95
Предложенная (2026)	**0.812**	**0.880**	**0.800**	**62**

Как видно из таблицы 2, предложенная модель демонстрирует сопоставимую эффективность с классическим Mask R-CNN: её точность по IoU (0.812 против 0.824) и F1-score (0.880 против 0.875) находится на одном уровне, при этом обеспечивая значительное ускорение инференса – 62 мс. против 150 мс. на изображение размером 512×512.

По сравнению с современными трансформерными архитектурами (Mask2Former, OneFormer, DINOv2) предлагаемая модель уступает в абсолютной точности на 4–5% (например, OneFormer достигает IoU = 0.865), однако превосходит их по скорости в 1.5–2 раза и требует значительно меньше вычислительных ресурсов. Это делает её особенно привлекательной для сценариев массовой обработки данных в условиях ограниченных ресурсов.

Особенно показательно сравнение с двумя специализированными моделями 2025 года:

SAM 2 (LoRA-адаптация для дистанционного зондирования) обеспечивает сопоставимую скорость (65 мс против 62 мс), но требует сложного пайплайна с промптами и дообучением на этапе инференса. Предложенная модель, напротив, работает автономно и проще в развёртывании.

MR-DeepLabv3$^+$, оптимизированная для сегментации зданий, демонстрирует на 4.2% более высокую точность (IoU = 0.854), однако работает на 30% медленнее (88 мс против 62 мс). Для задач оперативного картографирования и анализа больших территорий такая разница в скорости может быть критичной.

Таким образом, предложенная модифицированная U-Net с дискриминативными эмбеддингами представляет собой практичный компромисс между точностью, скоростью инференса и архитектурной простотой. Она особенно эффективна для специализированных данных аэрофотосъёмки, где требуется баланс между качеством сегментации и производительностью на доступном оборудовании.

7.3.1. *Анализ значимости компонентов функции потерь*

В таблице 3 представлены результаты исследования влияния коэффициента балансировки λ и компонентов предложенной функции потерь $\mathcal{L}_{\text{total}}$. Все эксперименты проводились с фиксированными гиперпараметрами ($\delta_{\text{var}} = 0.5$, $\delta_{\text{dist}} = 2.0$) и размерностью эмбеддингов $d = 32$.

Таблица 3. Анализ значимости компонентов функции потерь (метрики на валидационной выборке)

Конфигурация	**IoU (val)** ↑	**F1-score (val)** ↑	**mIoU (val)** ↑
Полная ($\lambda = 0.5$)	0.812	0.880	0.800
$\lambda = 0.3$	0.775	0.858	0.762
$\lambda = 0.7$	0.782	0.863	0.769
Без $\mathcal{L}_{\text{var}}$	0.732	0.826	0.715
Без $\mathcal{L}_{\text{dist}}$	0.745	0.835	0.728
Только $\mathcal{L}_{\text{semantic}}$	0.712	0.802	0.695

Результаты подтверждают критическую важность обоих компонентов $\mathcal{L}_{\text{var}}$ и $\mathcal{L}_{\text{dist}}$ для задачи инстанс-сегментации: их исключение приводит к заметному падению метрик (снижение IoU на 7–9%, mIoU на 8–9%). Отсутствие обоих компонентов (последняя строка таблицы) приводит к наиболее значительной деградации качества, что демонстрирует принципиальную роль эмбеддинг-ориентированного обучения для разделения экземпляров. Коэффициент балансировки $\lambda = 0.5$ обеспечивает оптимальное качество, превосходя альтернативные значения $\lambda = 0.3$ и $\lambda = 0.7$ на 3–4% по основным метрикам. Полная конфигурация с $\lambda = 0.5$ демонстрирует наилучшие результаты по всем метрикам.

7.3.2. *Чувствительность к гиперпараметрам*

Зависимость качества модели от гиперпараметров δ_{var}, δ_{dist}, λ и размерности эмбеддингов d представлена в табл. 4.

Анализ полученных значений выявил следующие закономерности:

Таблица 4. Влияние гиперпараметров на метрики (F1-score для класса «Building»)

Параметр	Диапазон	Оптимум	Влияние
δ_{var}	$[0.2, 1.0]$	0.5	Высокая чувствительность
δ_{dist}	$[1.0, 3.0]$	2.0	Широкий оптимум
λ	$[0.1, 1.0]$	0.5	Баланс IoU и mAP
d (эмбеддингов)	$[8, 64]$	32	Насыщение при $d = 32$

Наибольшее влияние на итоговое качество оказывает порог δ_{var}, управляющий компактностью эмбеддинг-кластеров. Оптимальное значение лежит в узком диапазоне $[0.4, 0.6]$.

Порог разделения δ_{dist} имеет широкий оптимум ($[1.8, 2.4]$), что согласуется с естественной вариативностью расстояний между объектами на аэроснимках.

Коэффициент λ демонстрирует ожидаемый компромисс: при низких значениях снижается mAP, а при высоких – падает IoU. Оптимальный баланс достигается в интервале $[0.4, 0.7]$.

Качество растёт с увеличением размерности d до 32, после чего наступает насыщение. Выбор $d = 32$ обеспечивает оптимальное соотношение точности и вычислительных затрат.

7.3.3. *Сравнение альтернативных функций потерь*

В качестве дополнительного эксперимента была исследована возможность замены Hinge Loss в компонентах $\mathcal{L}_{\text{var}}$ и $\mathcal{L}_{\text{dist}}$ на другие функции, применяемые в метрическом обучении [38]. Результаты представлены в таблице 5.

Таблица 5. Сравнение альтернативных функций потерь для обучения эмбеддингов

Тип функции	F1-score ↑	mIoU ↑
Hinge Loss (база)	0.880	0.800
Contrastive Loss	0.875	0.792
Triplet Loss	0.876	0.794
Center Loss	0.872	0.789

Эксперимент показал, что Hinge Loss, использованная в предложенном методе, обеспечивает наилучшие результаты. Более современные Contrastive и Triplet Loss не показали значимого улучшения (проигрыш 0.4–0.8% по F1-score и 0.6–1.1% по mIoU), требуя при этом тщательного подбора гиперпараметров и демонстрируя склонность к нестабильности на данных с малым количеством экземпляров на изображение.

8. Обсуждение

8.1. Ключевые преимущества архитектуры

Главная особенность архитектуры заключается в совместном решении задач семантической и инстанс-сегментации в рамках единой модели, что позволяет избежать накопления ошибок, характерного для последовательных подходов. Эмбеддинг-ориентированная парадигма обеспечивает гибкость в разделении перекрывающихся объектов и адаптацию к различным сценам через настройку параметров кластеризации.

Для аэрофотоснимков архитектура особенно эффективна благодаря сохранению контекстной информации через skip-коннекторы и способности обрабатывать объекты различных масштабов. Метрическое обучение в пространстве эмбеддингов снижает чувствительность модели к изменениям условий съёмки, что критически важно для дистанционного зондирования.

8.2. Ограничения и вызовы

Основным ограничением подхода является повышенная вычислительная сложность, связанная с хранением и обработкой эмбеддингов для всех пикселей изображения. Кластеризация DBSCAN может ограничивать производительность системы при обработке изображений высокого разрешения.

Качество инстанс-сегментации существенно зависит от правильного выбора параметров алгоритма кластеризации и балансирующего коэффициента λ в функции потерь $\mathcal{L}_{\text{total}}$ из (1). Кроме того, эффективность метода чувствительна к качеству и согласованности разметки тренировочных данных, особенно в областях перекрытий объектов.

8.3. Влияние глубины архитектуры на качество сегментации

Важным аспектом является влияние количества блоков энкодера и декодера на качество сегментации. Выбор 4 уровней в текущей реализации представляет собой оптимальный компромисс для задачи сегментации аэрофотоснимков:

- Достаточная глубина для извлечения признаков объектов разного масштаба.
- Минимально необходимое уменьшение разрешения (в 16 раз) для создания информативного `Bottleneck`.
- Сохранение пространственной информации через эффективные skip-конекторы.
- Управляемый размер модели для обучения на доступных вычислительных ресурсах.

Экспериментальные наблюдения показывают, что увеличение глубины до 5 уровней незначительно улучшает качество сегментации (прирост mIoU менее 1%), но увеличивает время обучения на 40%. Уменьшение до 3 уровней приводит к существенному снижению качества сегментации мелких объектов. Наибольший выигрыш от увеличения глубины наблюдается для сложных сцен с большим количеством перекрывающихся объектов.

8.4. Перспективы развития

Перспективными направлениями для будущих исследований являются:

- Интеграция механизмов внимания для улучшения выделения границ объектов.
- Оптимизация вычислительной эффективности через разреженное представление эмбеддингов.
- Расширение функциональности для поддержки слабообученного и мультимодального обучения
- Автоматизация подбора параметров кластеризации.

Практическая значимость метода охватывает различные области, включая городское планирование, сельское хозяйство, экологический мониторинг и системы безопасности.

Заключение

Предложенная архитектура представляет собой сбалансированный компромисс между точностью сегментации, гибкостью применения и сложностью реализации. Несмотря на определённую вычислительную затратность, метод демонстрирует конкурентные результаты на задачах сегментации аэрофотоснимков и открывает новые возможности для исследований в области совместной семантической и инстанс-сегментации. Дальнейшая работа будет направлена на оптимизацию производительности и расширение функциональных возможностей метода.

Список использованных источников

[1] B. Cheng, M. D. Collins, Y. Zhu, T. Liu, T. S. Huang, H. Adam, L.-Ch. Chen *Panoptic-DeepLab: A simple, strong, and fast baseline for bottom-up panoptic segmentation* // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).– 2020.– Pp. 12475–12485. ↑141, 146

[2] L.-Ch. Chen, G. Papandreou, F. Schroff, H. Adam *Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation* // arXiv preprint arXiv:1706.05587.– 2017. ↑141

[3] J. Hosang, R. Benenson, B. Schiele *Learning non-maximum suppression* // arXiv preprint arXiv:1705.02950.– 2017. ↑141

[4] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, R. Girshick *Mask R-CNN* // arXiv preprint arXiv:1703.06870.– 2018. ↑141

[5] Z. Tian, C. Shen, H. Chen, T. He *Conditional convolutions for instance segmentation* // European Conference on Computer Vision (ECCV).– 2020.– Pp. 282–298. ↑141, 147

[6] X. Wang, R. Zhang, T. Kong, L. Li, C. Shen *SOLOv2: Dynamic and fast instance segmentation* // arXiv preprint arXiv:2003.10152.– 2020. ↑141, 147

[7] T.-Y. Lin, M. Maire, S. Belongie, L. Bourdev, R. Girshick, J. Hays, P. Perona, D. Ramanan, C. L. Zitnick, P. Dollár *Microsoft COCO: Common Objects in Context* // European Conference on Computer Vision (ECCV).– 2014.– C. 740–755. ↑142, 143, 146

[8] O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox *U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation* // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention — MICCAI 2015.– 2015.– Pp. 234–241. ↑142, 147

[9] Z. Zhou, M. M. R. Siddiquee, N. Tajbakhsh, J. Liang *UNet++: A nested U-Net architecture for medical image segmentation* // Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support.– 2018.– Pp. 3–11. ↑142, 147

[10] H. Huang, L. Lin, R. Tong, H. Hu, Q. Zhang, Y. Iwamoto, X.-H. Han, Y.-W. Chen, J. Wu *UNet 3+: A full-scale connected UNet for medical image segmentation* // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP).– 2020.– Pp. 1055–1059. ↑142, 147

[11] O. Oktay, J. Schlemper, L. L. Folgoc, M. Lee, M. Heinrich, K. Misawa, K. Mori, S. McDonagh, N. Y. Hammerla, B. Kainz, B. Glocker, D. Rueckert *Attention U-Net: learning where to look for the pancreas* // arXiv preprint arXiv:1804.03999.– 2018. ↑142, 147, 153

[12] N. Siddique, S. Paheding, C. P. Elkin, V. Devabhaktuni *U-Net and its variants for medical image segmentation: A review of theory and applications* // IEEE Access.– 2021.– Vol. **9**.– Pp. 82031–82057. ↑142

[13] H.-Y. Zhou, J. Guo, Y. Zhang, L. Yu, L. Wang, Y. Yu *nnFormer: Interleaved transformer for volumetric segmentation* // arXiv preprint arXiv:2109.03201.– 2022. ↑142, 145

[14] Y. Wang, N. Huang, T. Li, Y. Yan, X. Zhang *MedFormer: A multi-granularity patching transformer for medical time-series classification* // arXiv preprint arXiv:2405.19363.– 2024. ↑142

[15] B. Cheng, I. Misra, A. G. Schwing, A. Kirillov, R. Girdhar *Masked-attention mask transformer for universal image segmentation* // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).– 2022.– Pp. 1290–1299. ↑143

[16] T. Zhang, X. Tian, Y. Wu, S. Ji, X. Wang, Y. Zhang, P. Wan *DVIS: Decoupled video instance segmentation framework* // IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV).– 2023.– Pp. 1282–1291. ↑143

[17] M. Oquab, T. Darcet, T. Moutakanni, H. Vo, M. Szafraniec, V. Khalidov, P. Fernandez, D. Haziza, F. Massa, A. El-Mouby, M. Assran, N. Ballas, W. Galuba, R. Howes, P.-Y. Huang, S.-W. Li, I. Misra, M. Rabbat, V. Sharma, G. Synnaeve, H. Xu, H. Jegou, J. Mairal, P. Labatut, A. Joulin, P. Bojanowski *DINOv2: Learning robust visual features without supervision* // arXiv preprint arXiv:2304.07193.– 2024. ↑143

[18] P. Voigtlaender, M. Krause, A. Osep, J. Luiten, B. B. G. Sekar, A. Geiger, B. Leibe *MOTS: Multi-object tracking and segmentation* // arXiv preprint arXiv:1902.03604.– 2019. ↑143

[19] J. Jain, J. Li, M. Chiu, A. Hassani, N. Orlov, H. Shi *OneFormer: One transformer to rule universal image segmentation* // arXiv preprint arXiv:2211.06220.– 2022. ↑143

[20] M. Cordts, M. Omran, S. Ramos, T. Rehfeld, M. Enzweiler, R. Benenson, U. Franke, S. Roth, B. Schiele *The Cityscapes dataset for semantic urban scene understanding* // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).– 2016.– С. 3213–3223. ↑143, 146

[21] B. Zhou, H. Zhao, X. Puig, T. Xiao, S. Fidler, A. Barriuso, A. Torralba *Semantic understanding of scenes through the ADE20K dataset* // arXiv preprint arXiv:1608.05442.– 2018. ↑143, 146

[22] Z. Liu, Y. Lin, Y. Cao, H. Hu, Y. Wei, Z. Zhang, S. Lin, B. Guo *Swin Transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows* // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV).– 2021.– Pp. 10012–10022. ↑144

[23] J. Chen, Y. Lu, Q. Yu, X. Luo, E. Adeli, Y. Wang, L. Lu, A. L. Yuille, Y. Zhou *TransUNet: Transformers make strong encoders for medical image segmentation* // arXiv preprint arXiv:2102.04306.– 2021. ↑145

[24] E. U. Henry, O. Emebob, C. A. Omonhimain *Vision transformers in medical imaging: A review* // arXiv preprint arXiv:2211.10043.– 2022. ↑145

[25] D. Niu, X. Wang, X. Han, L. Lian, R. Herzig, T. Darrell *Unsupervised universal image segmentation* // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).– 2024.– Pp. 22744–22754. ↑145

[26] X. Wang, R. Girdhar, S. X. Yu, I. Misra *Cut and learn for unsupervised object detection and instance segmentation* // arXiv preprint arXiv:2301.11320.– 2023. ↑145

[27] A. Kirillov, K. He, R. Girshick, C. Rother, P. Dollár *Panoptic segmentation* // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).– 2019.– Pp. 9404–9413. ↑145

[28] L. Yuan, M. Shi, Z. Yue, Q. Chen *LoSh: Long-short text joint prediction network for referring video object segmentation* // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).– 2024.– Pp. 10236–10246. ↑145

[29] J. Wu, Y. Jiang, P. Sun, Z. Yuan, P. Luo *Language as queries for referring video object segmentation* // arXiv preprint arXiv:2201.00487.– 2022. ↑145

[30] W. Zhang, J. Pang, K. Chen, C. C. Loy *K-Net: Towards Unified Image Segmentation* // arXiv preprint arXiv:2106.14855.– 2021. ↑145

[31] X. Wang, X. Zhang, Y. Cao, W. Wang, C. Shen, T. Huang *SegGPT: Segmenting everything in context* // arXiv preprint arXiv:2304.03284.– 2023. ↑145

[32] Y. Wang, L. Shang, Y. Liu *Precise building semantic segmentation in remote sensing images via MR-DeepLabv3+ network* // Scientific Reports.– 2025.– Т. **15**. ↑146

[33] И. В. Винокуров *Повышение точности сегментирования объектов с использованием генеративно-состязательной сети* // Программные системы: теория и приложения.– 2025.– Т. **16**.– № 2(65).– С. 111–152. ↑147

[34] И. В. Винокуров, Д. А. Фролова, А. И. Ильин, И. Р. Кузнецов *Сравнительный анализ архитектур backbone для инстанс-сегментации объектов на аэрофотоснимках с использованием Mask R-CNN* // Программные системы: теория и приложения.– 2025.– Т. **16**.– № 4(67).– С. 173–216. ↑147

[35] И. В. Винокуров *Использование модели Mask R-CNN для сегментации объектов недвижимости на аэрофотоснимках* // Программные системы: теория и приложения.– 2025.– Т. **16**.– № 1(64).– С. 3–44. ↑161

[36] A. Kirillov, R. Girshick, K. He, P. Dollár *Panoptic feature pyramid networks* // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).– 2019.– Pp. 6399–6408. ↑

[37] A. Kirillov, E. Mintun, N. Ravi, H. Mao, C. Rolland, L. Gustafson, T. Xiao, S. Whitehead, A. C. Berg, W.-Y. Lo *Segment Anything 2 (SAM 2): Moving from Images to Videos* // arXiv preprint arXiv:2407.10323.– 2024. ↑

[38] M. Kaya, H. Ş. Bilge *Deep metric learning: A survey* // Symmetry.– 2019.– Vol. **11**.– No. 9.– Pp. 1066. ↑169

Поступила в редакцию 06.01.2026;
одобрена после рецензирования 16.01.2026;
принята к публикации 26.02.2026;
опубликована онлайн 12.03.2026.

Рекомендовал к публикации *к.т.н. Е. П. Куршев*

Информация об авторе:

Игорь Викторович Винокуров

Кандидат технических наук (PhD), ассоциированный профессор в Финансовом Университете при Правительстве Российской Федерации. Область научных интересов: информационные системы, информационные технологии, технологии обработки данных

0000-0001-8697-1032

e-mail: *igvvinokurov@fa.ru*

Декларация об отсутствии личной заинтересованности: *благополучие автора не зависит от результатов исследования.*