ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ

ИНЖЕНЕРНАЯ ШКОЛА ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ И РОБОТОТЕХНИКИ

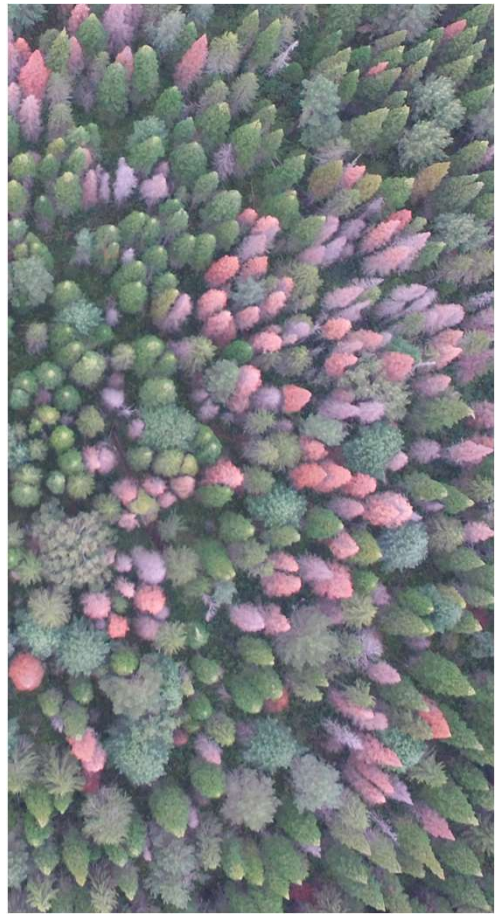
АНАЛИЗ УСТОЙЧИВОСТИ МОДЕЛЕЙ ПОЛНОСВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ К ИМПУЛЬСНЫМ ПОМЕХАМ НА СНИМКАХ ДЕРЕВЬЕВ ПИХТЫ

Малкин Артем Юрьевич (malkin@tpu.ru)
Марков Николай Григорьевич

XXIV Международная конференция «Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса»
09–13 ноября 2026 г.

Актуальность исследования

- Ежегодно значительные площади, занимаемые хвойными деревьями, подвергаются нашествию насекомых-вредителей.
- Для мониторинга жизненных состояний деревьев и выявления таких биотических угроз в последние годы активно применяются методы дистанционного зондирования Земли. При этом основными инструментальными средствами служат космические аппараты (КА) и беспилотные летательные аппараты (БПЛА).
- В последнее время для анализа полученных с помощью КА и БПЛА снимков при решении задачи автоматического распознавания состояния пораженных деревьев начинают применять современные модели сверточных нейронных сетей (СНС).
- Часть снимков с БПЛА может быть подвержена импульсным помехам, в том числе за счет сбоев фото- и видеокамеры, поэтому актуально исследование устойчивости моделей СНС при анализе таких снимков.



Причины появления импульсных помех при съемке лесов фото- и видеокамерами на БПЛА

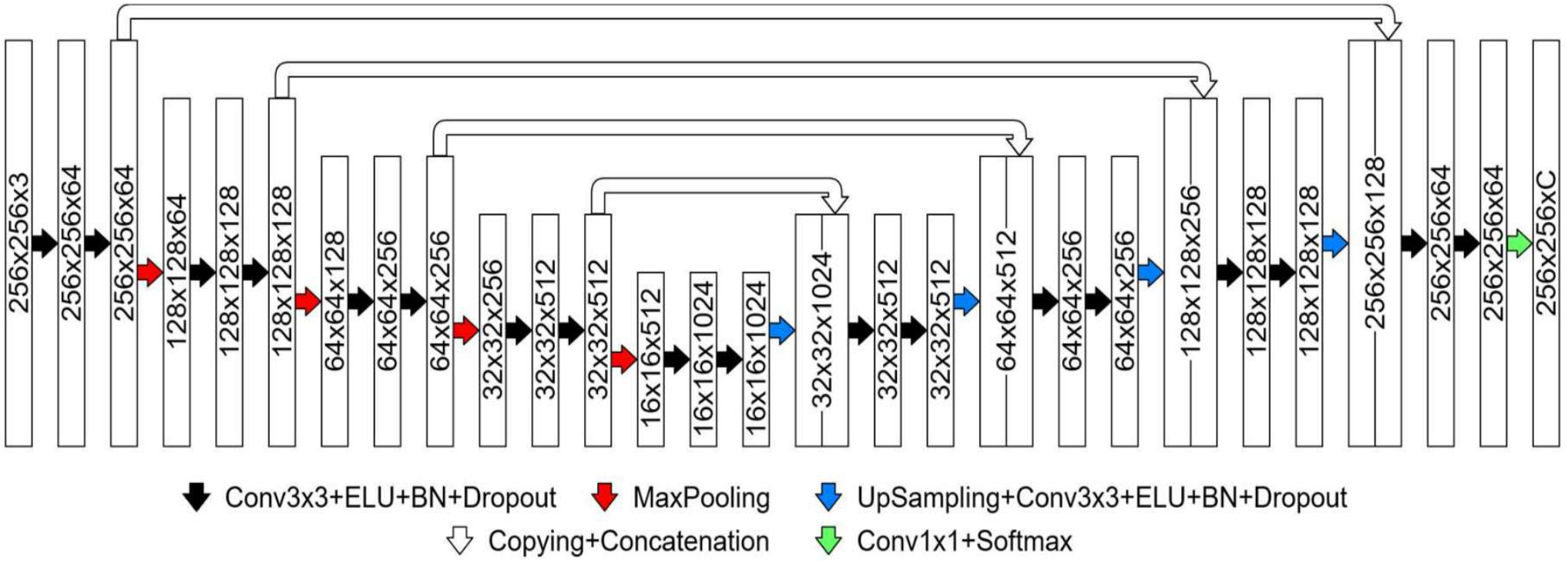
На RGB-снимках, полученных с БПЛА, могут возникать импульсные помехи — аномальные изменения яркости отдельных пикселей или их групп. Такие искажения отличаются пространственной локализацией и могут ухудшать точность сегментации крон деревьев.

Основные причины появления импульсных помех:

1. Локальные дефекты и деградация фоточувствительных элементов приемной матрицы, вызывающие аномальные значения яркости отдельных пикселей.
2. Нарушения регистрации, считывания и преобразования сигнала в отдельных элементах сенсора.
3. Внешние физические воздействия на сенсор и электронные компоненты камеры, приводящие к локальным искажениям снимка.
4. Артефакты первичной цифровой обработки, из-за которых искажения могут проявляться в виде групп соседних пикселей.

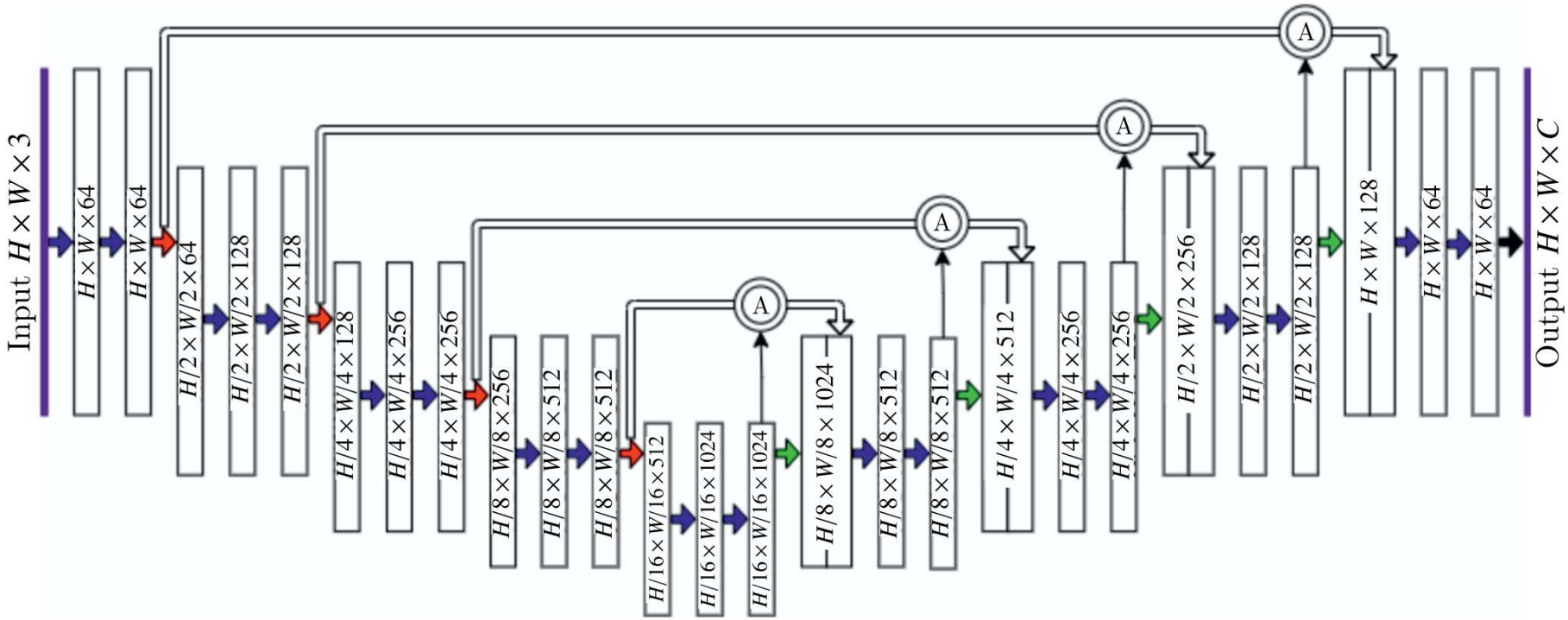
На анализируемых снимках импульсные помехи могут образовывать локализованные группы пикселей. Поэтому при их моделировании необходимо учитывать не только долю зашумленной площади и амплитуду искажений, но и характер пространственной группировки.

Объект исследования.
Архитектура модели Mo-U-Net



Объект исследования
Архитектура модели At-Mo-U-Net

ИНЖЕНЕРНАЯ ШКОЛА
ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ
И РОБОТОТЕХНИКИ



conv 3×3 + ELU + BN

conv 1×1 + Sum + MaxPooling

conv 1×1 + Sum + conv 3×3 + Interpolation

conv 1×1 + Softmax

Copying + Concatenation

A Attention block

H — Image height

W — Image width

C — number of classes

Функция потерь Focal Loss

Для обучения исследуемой модели СНС используется функция потерь Focal Loss:

$$\rho(z) = -\alpha * (1 - z)^{\beta} * \log(z),$$

где $z \in [0, 1]$ – вероятность, предсказанная моделью для правильного класса;
α – скалярный коэффициент масштабирования функции потерь, одинаковый для всех классов деревьев;
β – коэффициент, уменьшающий вклад легко классифицируемых примеров.

Цель и задачи исследования

Цель работы – исследовать устойчивость моделей полносверточных нейронных сетей Mo-U-Net и At-Mo-U-Net (с механизмом внимания) к импульсным помехам на RGB-снимках деревьев пихты сибирской, пораженных уссурийским полиграфом.

Задачи:

1. Реализовать на языке программирования Python модели СНС Mo-U-Net и At-Mo-U-Net с функцией потерь Focal Loss.
2. Сформировать обучающие и тестовые выборки с импульсными помехами, имеющими пространственное распределение в виде кластеров по модели Томаса при различных значениях математического ожидания числа дочерних пикселей кластера.
3. Обучить обе модели на зашумленных обучающих выборках и на исходной выборке без помех.
4. Провести эксперименты с обученными моделями на предмет устойчивости процедур их обучения и устойчивости обученных моделей к помехам на тестовой выборке. Провести анализ полученных результатов.

Метрики качества сегментации снимков

• Для оценки качества сегментации (точности классификации) деревьев пихты каждого класса *c* деревьев моделью СНС применяется метрика IoUc:

$$\mathrm{IoU}_c = \frac{\mathrm{TP}_c}{\mathrm{TP}_c + \mathrm{FP}_c + \mathrm{FN}_c},$$

где TP*c* – это истинно-положительные предсказания, FP*c* – ложно-положительные предсказания, FN*c* – ложно-отрицательные предсказания.

• Для оценки качества сегментации (точности классификации) деревьев также используется интегрированная метрика mean Intersection over Union (mIoU), рассчитываемая как среднее значение IoU*c* по всем N классам:

$$\mathrm{mIoU} = \frac{1}{\mathrm{N}} \sum_{c=1}^{\mathrm{N}} \mathrm{IoU}_c$$

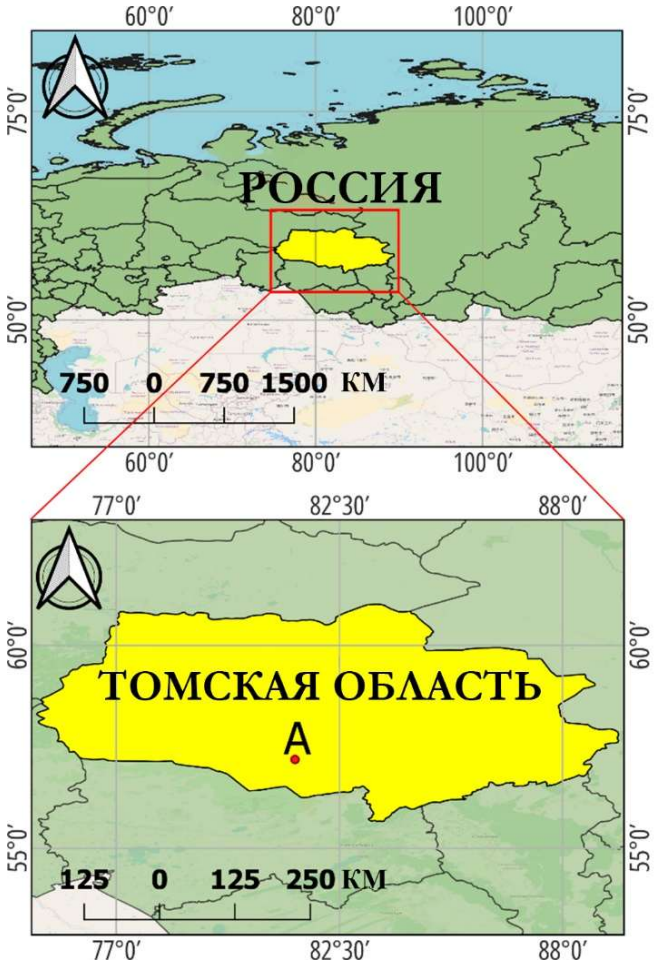
• Будем считать метрики IoU*c* и mIoU мерами устойчивости к шумам исследуемых моделей СНС.

• Значения IoU*c* и mIoU > 0,5 (пороговое значение) говорят о высоком качестве сегментации и, соответственно, о высокой устойчивости модели СНС к шумам.

Исходные снимки крон деревьев пихты

Для проведения исследований устойчивости моделей СНС к импульсным помехам использовались снимки с БПЛА участка деревьев пихты, пораженных уссурийским полиграфом. Этот участок расположен в Бакчарском лесничестве (Парбигское участковое лесничество, окрестности поселка Парбиг) Бакчарского района Томской области. Его координаты: 57°16'35,2" С 81°30'18,7"В.

Пространственное разрешение снимков – 0,1м/пиксель.





Исходный датасет, полученный по снимкам крон деревьев пихты

ИНЖЕНЕРНАЯ ШКОЛА ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ И РОБОТОТЕХНИКИ

- 4 класса жизненных состояний пихты и «Фон», всего – 5 классов. Классы деревьев пихты: «Живое», «Отмирающее», «Свежий сухостой», «Старый сухостой».
- Разметка RGB-снимков и нарезка их на фрагменты размером 256х256 пикселей для каждого RGB-канала проведена сотрудниками ИМКЭС СО РАН и ТПУ.
- Исходный набор данных включает:

  Обучающая выборка: 2004 фрагмента 256х256 пикселей для каждого RGB-канала.

  Валидационная выборка: 672 фрагмента 256х256 пикселей для каждого RGB-канала.

  Тестовая выборка: 91 фрагмент 256х256 пикселей для каждого RGB-канала.

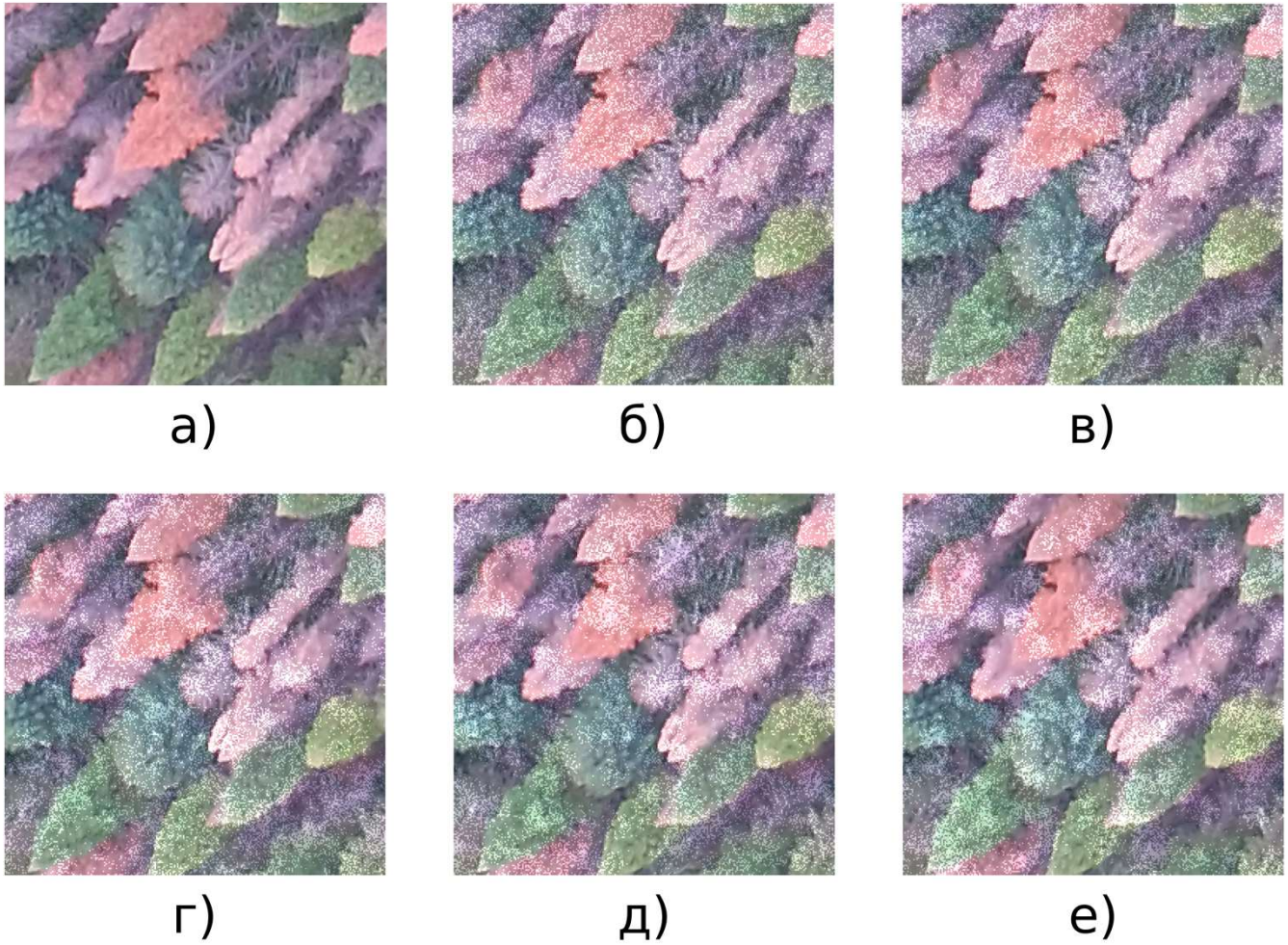
Формирование выборок с зашумленными фрагментами

Для проведения экспериментов и последующего анализа устойчивости моделей СНС Mo-U-Net и At-Mo-U-Net на основе исходного датасета формируются новые обучающие и тестовые выборки, содержащие фрагменты снимков с искусственно сформированными импульсными помехами.

Для задания пространственного распределения пикселей с импульсными помехами используется кластерная модель Томаса. Центры кластеров размещаются на фрагменте снимка случайным образом по дискретному равномерному распределению. Число дочерних точек (пикселей с помехами) каждого кластера определяется распределением Пуассона с математическим ожиданием λ, а их пространственные отклонения относительно центра кластера — двумерным нормальным распределением.

В настоящем исследовании изменяется математическое ожидание λ числа дочерних точек кластеров, принимающее значения 5, 10, 15, 20, 25, 50, 75 и 100. При этом общая доля S площади каждого фрагмента, занимаемая пикселями с помехами, и значение параметра A, показывающего, во сколько раз увеличивается амплитуда яркости зашумляемых пикселей фрагмента по сравнению с амплитудами исходных пикселей, остаются постоянными и составляют, соответственно, 0,25 и 1,5.

Визуальные результаты моделирования импульсных помех на фрагменте



Зашумление фрагмента снимка деревьев пихты: а – исходный фрагмент; фрагмент с наличием импульсных помех, при этом параметр λ принимает значения: б – 5; в – 25; г – 50; д – 75; е – 100; S = 0,25 и *A = 1,5* для всех случаев

Проводимые эксперименты (1)

Необходимо исследовать влияние параметра λ (и тем самым оценить влияние пространственного распределения пикселей с импульсными помехами на фрагменте) на устойчивость моделей нейронных сетей при постоянных значениях площади зашумления *S* каждого фрагмента и амплитуды яркости *A* пикселей с помехами.

Выполнялись две серии экспериментов. В первой серии импульсные помехи по разработанному алгоритму моделирования вносились на фрагменты обучающей выборки в виде кластеров, причем в каждом из экспериментов кластеры помех моделировались с использованием только одного значения математического ожидания *λ* из указанного выше ряда значений этого параметра. При этом фрагменты тестовой выборки импульсных помех не имеют. Это позволяет оценить влияние пространственной структуры импульсных помех через задание значений λ на устойчивость процедуры обучения каждой модели.

Во второй серии экспериментов исследуется устойчивость уже обученных моделей при внесении импульсных помех также в виде кластеров во фрагменты тестовой выборки. По результатам этих экспериментов для различных сочетаний значений λ для обучающей ($\lambda_{обуч}$) и тестовой ($\lambda_{тест}$) выборок оценивалась устойчивость каждой из моделей Mo-U-Net и At-Mo-U-Net.

Проводимые эксперименты (2)

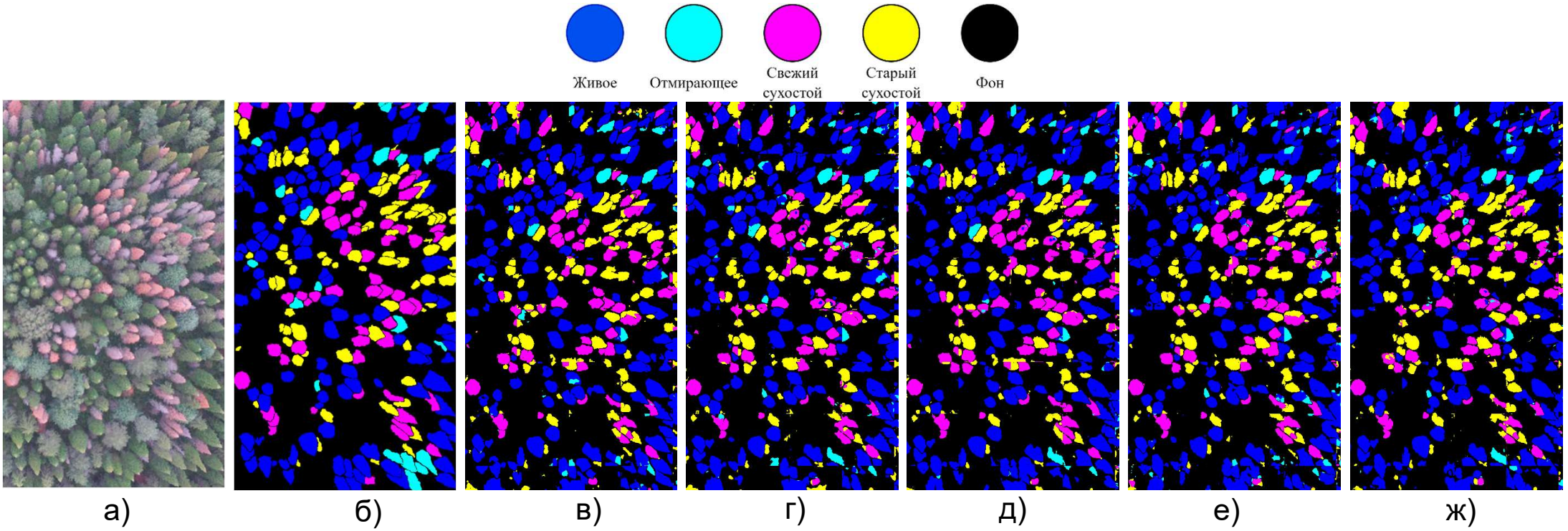
Во всех экспериментах подбор коэффициентов функции потерь Focal Loss выполняется методом байесовской оптимизации гиперпараметров, проводимой в пространстве гиперпараметров с априорно заданными границами [0,001; 9,000] в течение 100 итераций. При задании набора значений гиперпараметров происходит обучение и валидация исследуемых моделей. Текущая итерация завершается, если значение метрики mIoU на валидационной выборке не увеличивается в течение пяти эпох обучения подряд.

В результате подбора коэффициентов функции потерь получены обученные на зашумленных фрагментах модели, показывающие максимальное значение метрики mIoU на валидационной выборке. Полученные с определенными весами модели СНС далее оцениваются на тестовом снимке, не использовавшемся ранее.

В каждом эксперименте второй серии тестирование каждой обученной модели СНС проводилось 10 раз. Для этого перед очередным тестированием на фрагментах тестовой выборки заново формировались импульсные помехи: случайным образом изменялись положения центров кластеров и их дочерних точек при неизменных значениях параметров S, A и $\lambda_{тест}$. По результатам 10 тестирований рассчитывались среднее значение метрики mIoU и ее стандартное отклонение (погрешность вычислений).

Визуальные результаты устойчивости процедуры обучения моделей СНС при различных значениях λ для фрагментов обучающей выборки (1)

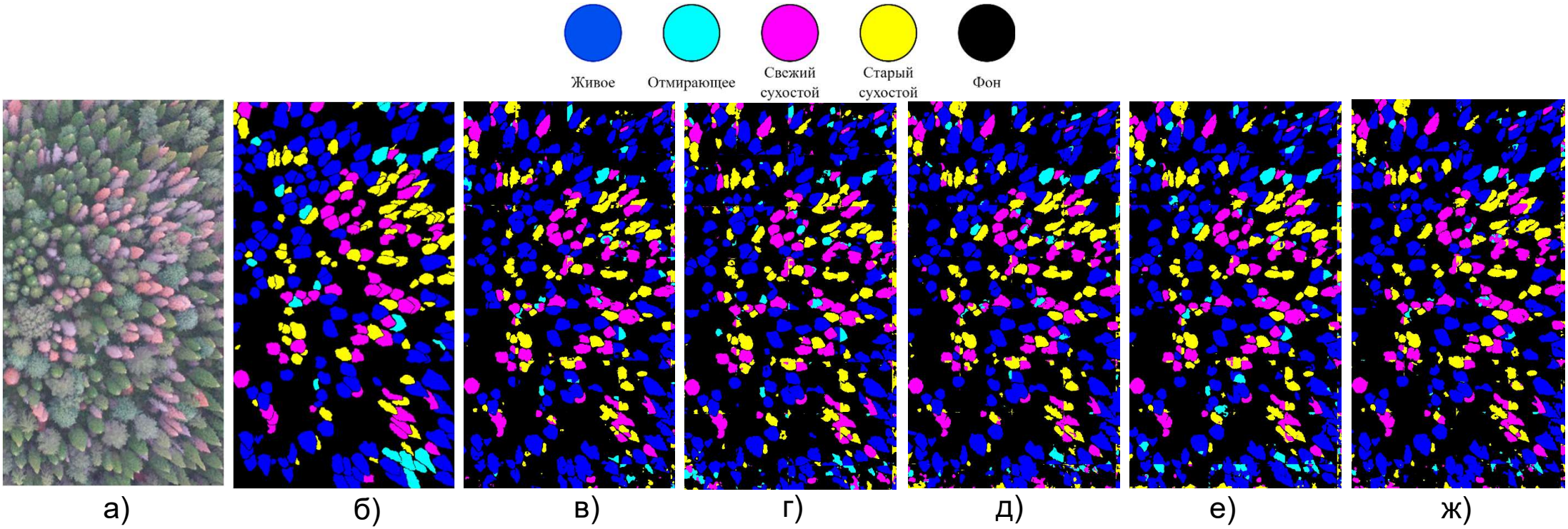
ИНЖЕНЕРНАЯ ШКОЛА ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ И РОБОТОТЕХНИКИ



Сегментация тестового снимка моделью Mo-U-Net: а) исходный снимок; б) эталонная маска сегментации (разметка экспертами); в) случай λ = 5; г) λ = 25; д) λ = 50; е) λ = 75; ж) λ = 100

Визуальные результаты устойчивости процедуры обучения моделей СНС при различных значениях λ для фрагментов обучающей выборки (2)

ИНЖЕНЕРНАЯ ШКОЛА ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ И РОБОТОТЕХНИКИ



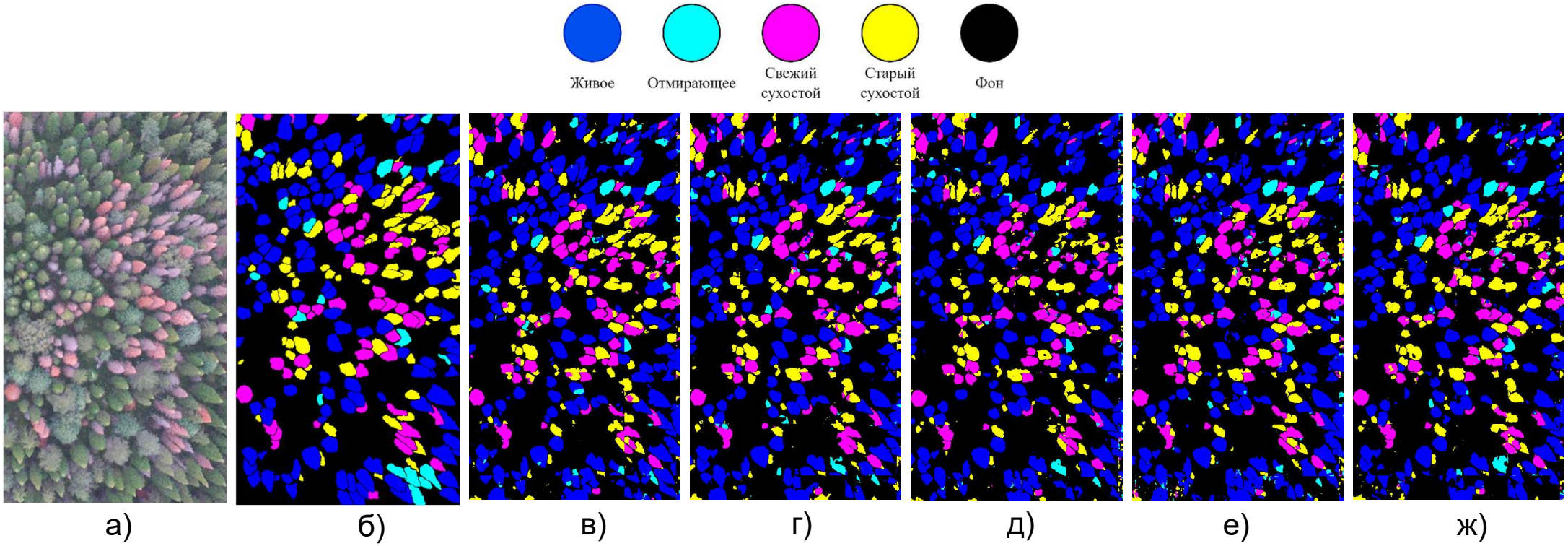
Сегментация тестового снимка моделью At-Mo-U-Net: а) исходный снимок; б) эталонная маска сегментации (разметка экспертами); в) случай λ = 5; г) λ = 25; д) λ = 50; е) λ = 75; ж) λ = 100

Устойчивость процедуры обучения моделей СНС при различных значениях λ для фрагментов обучающей выборки

Таблица 1

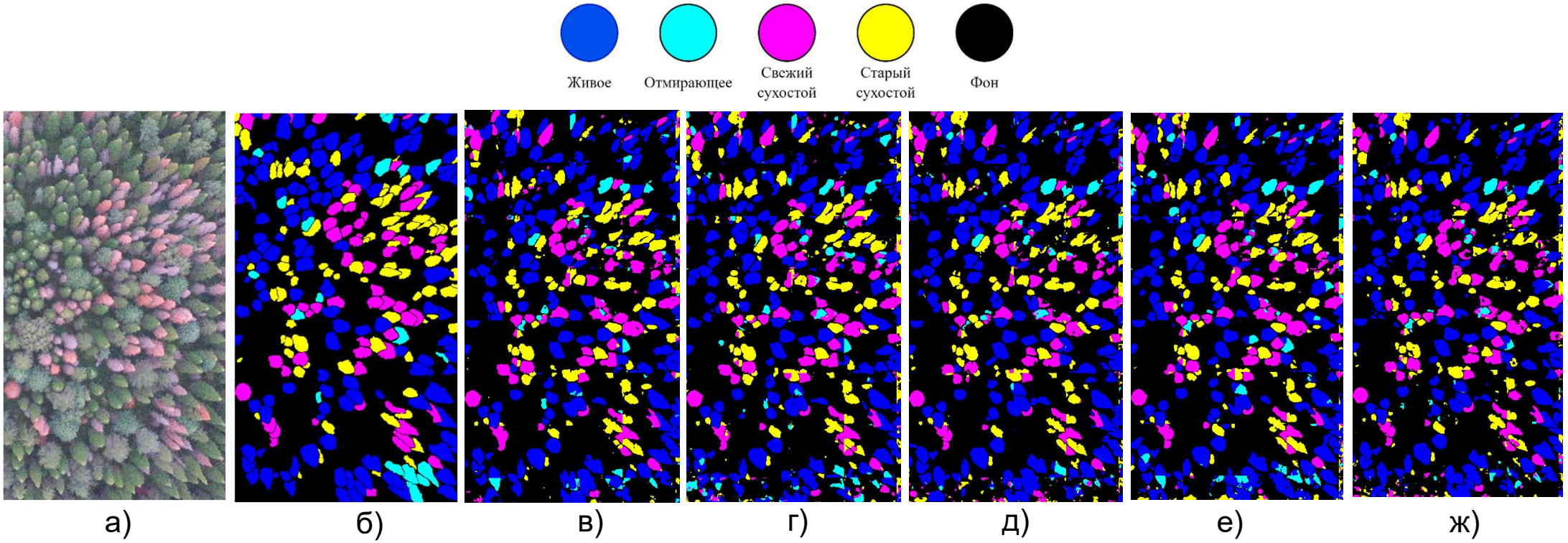
Исследуемая модель	λ	Квазиоптимальное значение коэффициента функции Focal Loss		IoUc					mIoU
		α	β	Живое	Отмирающее	Свежий сухостой	Старый сухостой	Фон	
Mo-U-Net	0 (нет помех)	6,081	8,678	0,745	0,512	0,751	0,653	0,863	0,705
At-Mo-U-Net		2,387	2,157	0,747	0,514	0,791	0,680	0,863	0,719
Mo-U-Net	5	4,237	5,471	0,732	0,335	0,733	0,630	0,837	0,654
At-Mo-U-Net		4,443	1,749	0,709	0,340	0,766	0,650	0,839	0,661
Mo-U-Net	10	5,918	6,982	0,716	0,335	0,733	0,630	0,837	0,650
At-Mo-U-Net		3,065	1,767	0,729	0,410	0,747	0,624	0,845	0,671
Mo-U-Net	15	5,314	7,649	0,709	0,361	0,736	0,625	0,838	0,654
At-Mo-U-Net		3,871	2,084	0,724	0,363	0,712	0,604	0,838	0,648
Mo-U-Net	20	5,314	6,755	0,740	0,394	0,761	0,665	0,852	0,683
At-Mo-U-Net		2,624	1,156	0,723	0,364	0,747	0,656	0,844	0,667
Mo-U-Net	25	6,214	8,327	0,745	0,363	0,736	0,637	0,848	0,667
At-Mo-U-Net		6,231	1,521	0,721	0,316	0,727	0,645	0,841	0,650
Mo-U-Net	50	8,003	4,326	0,736	0,370	0,747	0,642	0,847	0,668
At-Mo-U-Net		2,556	2,084	0,721	0,331	0,722	0,631	0,841	0,649
Mo-U-Net	75	0,880	2,742	0,737	0,351	0,744	0,649	0,846	0,665
At-Mo-U-Net		6,374	1,075	0,718	0,422	0,749	0,643	0,844	0,675
Mo-U-Net	100	6,236	8,441	0,727	0,370	0,732	0,655	0,846	0,667
At-Mo-U-Net		1,827	1,278	0,723	0,321	0,750	0,642	0,843	0,656

Визуальные результаты устойчивости обученных моделей СНС при различных значениях λ для тестового снимка (1)



Сегментация тестового снимка моделью Mo-U-Net: а) исходный снимок; б) эталонная маска сегментации (разметка экспертами); в) случай $\lambda_{обуч} = \lambda_{тест} = 5$; г) $\lambda_{обуч} = \lambda_{тест} = 25$; д) $\lambda_{обуч} = \lambda_{тест} = 50$; е) $\lambda_{обуч} = \lambda_{тест} = 75$; ж) $\lambda_{обуч} = \lambda_{тест} = 100$

Визуальные результаты устойчивости обученных моделей СНС при различных значениях λ для тестового снимка (2)



Сегментация тестового снимка моделью At-Mo-U-Net: а) исходный снимок; б) эталонная маска сегментации (разметка экспертами); в) случай $\lambda_{обуч} = \lambda_{тест} = 5$; г) $\lambda_{обуч} = \lambda_{тест} = 25$; д) $\lambda_{обуч} = \lambda_{тест} = 50$; е) $\lambda_{обуч} = \lambda_{тест} = 75$; ж) $\lambda_{обуч} = \lambda_{тест} = 100$

Устойчивость обученных моделей СНС в виде значений метрики mIoU при внесении импульсных помех во фрагменты тестовой выборки

Таблица 2

Исследуемая модель	$\lambda_{обуч}$	$\lambda_{тест}$							
		5	10	15	20	25	50	75	100
Mo-U-Net	0	0.661 ± 0.002	0.656 ± 0.003	0.653 ± 0.003	0.645 ± 0.005	0.642 ± 0.005	0.620 ± 0.005	0.603 ± 0.007	0.584 ± 0.007
At-Mo-U-Net		0.618 ± 0.003	0.615 ± 0.004	0.609 ± 0.006	0.604 ± 0.003	0.602 ± 0.004	0.585 ± 0.008	0.566 ± 0.007	0.556 ± 0.004
Mo-U-Net	5	0.673 ± 0.001	0.673 ± 0.001	0.673 ± 0.001	0.672 ± 0.002	0.671 ± 0.002	0.669 ± 0.002	0.667 ± 0.004	0.661 ± 0.004
At-Mo-U-Net		0.667 ± 0.001	0.667 ± 0.001	0.665 ± 0.003	0.665 ± 0.002	0.664 ± 0.002	0.658 ± 0.004	0.652 ± 0.002	0.647 ± 0.004
Mo-U-Net	10	0.644 ± 0.002	0.645 ± 0.001	0.644 ± 0.002	0.644 ± 0.002	0.643 ± 0.002	0.640 ± 0.002	0.636 ± 0.003	0.633 ± 0.003
At-Mo-U-Net		0.665 ± 0.001	0.663 ± 0.002	0.662 ± 0.003	0.661 ± 0.002	0.661 ± 0.002	0.655 ± 0.004	0.650 ± 0.004	0.645 ± 0.003
Mo-U-Net	15	0.655 ± 0.002	0.654 ± 0.002	0.654 ± 0.002	0.653 ± 0.003	0.653 ± 0.002	0.649 ± 0.003	0.644 ± 0.004	0.635 ± 0.006
At-Mo-U-Net		0.645 ± 0.002	0.644 ± 0.002	0.644 ± 0.002	0.643 ± 0.003	0.641 ± 0.002	0.636 ± 0.002	0.628 ± 0.003	0.621 ± 0.004
Mo-U-Net	20	0.685 ± 0.001	0.685 ± 0.001	0.684 ± 0.002	0.684 ± 0.001	0.684 ± 0.001	0.682 ± 0.003	0.677 ± 0.002	0.669 ± 0.003
At-Mo-U-Net		0.670 ± 0.001	0.670 ± 0.001	0.669 ± 0.001	0.670 ± 0.001	0.669 ± 0.002	0.667 ± 0.004	0.661 ± 0.002	0.656 ± 0.004
Mo-U-Net	25	0.672 ± 0.001	0.673 ± 0.002	0.672 ± 0.001	0.672 ± 0.002	0.672 ± 0.002	0.667 ± 0.003	0.663 ± 0.004	0.657 ± 0.003
At-Mo-U-Net		0.657 ± 0.001	0.656 ± 0.001	0.656 ± 0.002	0.655 ± 0.002	0.654 ± 0.002	0.651 ± 0.003	0.645 ± 0.003	0.640 ± 0.002
Mo-U-Net	50	0.645 ± 0.001	0.645 ± 0.002	0.646 ± 0.001	0.643 ± 0.002	0.642 ± 0.003	0.635 ± 0.004	0.625 ± 0.004	0.616 ± 0.004
At-Mo-U-Net		0.645 ± 0.001	0.645 ± 0.001	0.644 ± 0.002	0.643 ± 0.001	0.643 ± 0.002	0.638 ± 0.003	0.633 ± 0.002	0.630 ± 0.004
Mo-U-Net	75	0.660 ± 0.001	0.660 ± 0.002	0.660 ± 0.001	0.658 ± 0.002	0.658 ± 0.002	0.655 ± 0.004	0.652 ± 0.002	0.647 ± 0.003
At-Mo-U-Net		0.669 ± 0.001	0.668 ± 0.001	0.668 ± 0.002	0.667 ± 0.001	0.667 ± 0.002	0.663 ± 0.002	0.659 ± 0.003	0.654 ± 0.003
Mo-U-Net	100	0.673 ± 0.001	0.672 ± 0.001	0.672 ± 0.002	0.672 ± 0.001	0.672 ± 0.002	0.668 ± 0.002	0.663 ± 0.002	0.656 ± 0.003
At-Mo-U-Net		0.660 ± 0.001	0.659 ± 0.001	0.659 ± 0.001	0.658 ± 0.001	0.658 ± 0.002	0.655 ± 0.003	0.651 ± 0.002	0.646 ± 0.003

Заключение (1)

Программно реализованы, обучены и валидированы модели полносверточных нейронных сетей Mo-U-Net и At-Mo-U-Net (с механизмом внимания) на основе исходного датасета без помех.

Для анализа устойчивости этих моделей к импульсным помехам на основе исходного датасета сформированы новые наборы данных (датасеты), содержащие фрагменты с искусственно внесенными импульсными помехами. Для задания пространственного распределения пикселей с помехами на каждом фрагменте использовалась модель Томаса. При фиксированных S = 0,25 и A = 1,5 изменялось математическое ожидание λ числа дочерних точек одного кластера (5, 10, 15, 20, 25, 50, 75 и 100). В первой серии экспериментов помехи вносились на фрагменты только обучающей выборки, во второй серии — также на фрагменты тестовой выборки.

Заключение (2)

По результатам исследования моделей Mo-U-Net и At-Mo-U-Net можно сделать следующие выводы.

1. Зависимость устойчивости процедур обучения моделей по метрике mIoU с увеличением λ при зашумлении только обучающей выборки носит немонотонно убывающий характер.
2. Наиболее чувствительными к импульсным помехам оказались процедуры обучения моделей при распознавании класса жизненного состояния деревьев пихты «Отмирающее». При обучении моделей на выборке с помехами значения метрики IoU для этого класса составляют 0,335–0,394 (в случае процедуры обучения модели Mo-U-Net и 0,316–0,422 в случае At-Mo-U-Net), что значительно ниже принятого порога 0,5.
3. При фиксированном $\lambda_{обуч}$ увеличение $\lambda_{тест}$ преимущественно ведет к снижению значения mIoU. Для моделей, обученных без помех, при увеличении $\lambda_{тест}$ от 5 до 100 значения mIoU снижаются быстрее, чем в случаях обучения моделей с помехами. Однако при всех сочетаниях $\lambda_{обуч}$ и $\lambda_{тест}$ значения mIoU выше принятого порога 0,5.
4. Использование механизма внимания в модели At-Mo-U-Net не обеспечило систематического повышения устойчивости к импульсным помехам по сравнению с моделью Mo-U-Net.

ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ

ИНЖЕНЕРНАЯ ШКОЛА ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ И РОБОТОТЕХНИКИ

АНАЛИЗ УСТОЙЧИВОСТИ МОДЕЛЕЙ ПОЛНОСВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ К ИМПУЛЬСНЫМ ПОМЕХАМ НА СНИМКАХ ДЕРЕВЬЕВ ПИХТЫ

Малкин Артем Юрьевич (malkin@tpu.ru)
Марков Николай Григорьевич

XXIV Международная конференция «Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса»
09–13 ноября 2026 г.