ISSN: 3030-3346

МНОГОКРИТЕРИАЛЬНАЯ ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ СИНТЕЗА СТРУКТУРЫ И ПАРАМЕТРОВ ОБРАБОТКИ КОСМИЧЕСКИХ СНИМКОВ

Шамсиев Расул Заирович

Ташкентский государственный транспортный университет, кафедра «Системы аэронавигации»
E-mail:rasulshamsiev@rambler.ru

KEYWORDS

Дистанционное зондирование, многокритериальная оптимизация, синтез структуры, конвейер обработки снимков, Парето-оптимальность, эволюционные алгоритмы, энергоэффективность

ABSTRACT

В статье рассматривается формализованный подход к постановке многокритериальной задачи синтеза структуры и параметров конвейеров обработки данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Предложена математическая модель, включающая векторную целевую функцию с тремя компонентами: точность классификации, время обработки и энергоёмкость вычислений. Систематизированы ограничения на вычислительные ресурсы, устойчивость алгоритмов к шумовым и атмосферным искажениям, а также ограничения на допустимые ошибки классификации. Представлен сравнительный анализ методов многокритериальной оптимизации — эволюционных алгоритмов (NSGA-II, NSGA-III, MOEA/D), байесовской оптимизации и нейросетевых методов поиска архитектур (NAS). Полученная модель служит основой для построения адаптивных и ресурсоэффективных систем обработки космических снимков.

I. ВВЕДЕНИЕ

Современные системы обработки данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) представляют собой сложные многоуровневые конвейеры, включающие операции предобработки, сегментации, классификации и постобработки спутниковых изображений. Проектирование таких систем предполагает одновременное решение двух взаимосвязанных задач: выбор структуры — набора и порядка операций, а также оптимизацию параметров каждого блока обработки. Усложнение задачи обусловлено тем, что указанные задачи находятся в конфликте: повышение точности классификации, как правило, сопряжено с ростом вычислительных затрат [1, 2].

Традиционные однокритериальные подходы, фокусирующиеся преимущественно на максимизации точности, оказываются недостаточными в условиях реальных эксплуатационных ограничений: временных лимитов обработки, ограниченности аппаратных ресурсов (CPU, GPU, RAM), требований к энергоэффективности при работе на бортовых и граничных устройствах (edge computing) [3, 4]. Переход к многокритериальной постановке позволяет рассматривать задачу проектирования системы обработки ДЗЗ как поиск Парето-оптимального множества компромиссных решений, предоставляющего пользователю гибкость выбора конфигурации в зависимости от конкретных требований [5, 6].

Целью настоящей работы является формализация многокритериальной задачи синтеза структуры и параметров обработки космических снимков, включающей математическую постановку, систематизацию ограничений и анализ применимых методов оптимизации. Данная модель ориентирована на обеспечение комплексного баланса между точностью, быстродействием и ресурсоёмкостью проектируемых систем [7].

(cc) BY

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ СИНТЕЗА СТРУКТУРЫ И ПАРАМЕТРОВ

Под синтезом структуры и параметров обработки космических снимков понимается разработка и выбор схемы обработки, включающей набор алгоритмических блоков (предобработка, выравнивание, фильтрация, сегментация, классификация, постобработка), а также настройка оптимальных параметров каждого блока. Формально вектор решений определяется как [1, 2]:

$$x = (s, \theta), \quad s \in S, \quad \theta \in \Theta \qquad (1)$$

где s — дискретная структурная компонента (последовательность и выбор блоков конвейера), θ — непрерывно-параметрическая компонента (пороги, веса, гиперпараметры нейросетей). Множество S определяет допустимые конфигурации структур, Θ — область допустимых параметров.

Задача синтеза формализуется как минимизация векторной целевой функции:

$$\min_{x \in X} G(x) = (g_1(x), g_2(x), gg_3(x)) \quad (2)$$

где: $g_1(x) = -Acc(x)$ — отрицательная точность классификации (максимизируемая метрика: F1, IoU, OA) [1, 7, 9]; $g_2(x) = T(x)$ — время обработки одного снимка, минимизируемое в интересах работы в режиме близком к реальному времени [4, 10]; $g_3(x) = E(x)$ — энергопотребление вычислений, значимое при ограниченном энергетическом бюджете бортовых и распределённых систем [11, 12]. $x \in X$ — вектор переменных (область допустимых решений).

Класс искомых решений — Парето-оптимальные: x^* является Парето-оптимальным, если не существует $x \in X$ такого, что $g_i(x) \leq g_i(x^*)$ для всех i и $g_i(x) < g_i(x^*)$ хотя бы для одного i [14, 15].

III. ЭТАПЫ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ПОСТАНОВКИ ЗАДАЧИ

Процесс многокритериальной постановки задачи синтеза включает шесть взаимосвязанных этапов, каждый из которых вносит существенный вклад в корректность и практическую применимость итоговой модели [5, 6].

На первом этапе осуществляется описание требований: идентификация всех заинтересованных сторон, тематических задач (экология, сельское хозяйство, мониторинг чрезвычайных ситуаций), критериев качества и доступных ресурсов [6].

Второй этап — выбор критериев и их формализация — является наиболее критичным. Именно он определяет направление оптимизации и без него невозможно корректно задать ограничения или применить методы многокритериальной оптимизации [5, 7]. Исследования показывают, что отсутствие системной формализации критериев является слабым местом значительной части существующих работ, снижающим сопоставимость получаемых решений.

На третьем этапе формируется описание структуры обработки: определяются допустимые алгоритмы и блоки, способы их комбинирования, варьируемые параметры [2, 1]. На четвёртом этапе устанавливаются ограничения — допустимые границы параметров, временные лимиты, вычислительные ресурсы, допустимые уровни шума и искажений [3, 5].

Пятый этап — поиск компромиссного решения — предполагает применение методов многокритериальной оптимизации (поиск Парето-фронта, лексикографический метод, методы скаляризации) [2, 8]. Шестой этап — оценка и выбор недоминируемых решений из найденного множества с учётом приоритетов конкретного применения [5, 2].

IV. СИСТЕМА ОГРАНИЧЕНИЙ

Практическая применимость сформулированной задачи обеспечивается системой ограничений, охватывающих ресурсные, временны́е, энергетические и надёжностные аспекты.

(cc) BY

Ресурсные ограничения определяют допустимые пределы использования вычислительной инфраструктуры [4, 10]:

$$CPU(x) \leq CPU_{\max},\ GPU_{\text{mem}}(x) \leq M_{\max},\ RAM(x) \leq R_{\max}. \quad (3)$$

Временно́е ограничение отклика критически важно для систем, функционирующих в режиме near-real-time [2]:

$$T(x) \leq T_{\max}. \quad (4)$$

Энергетическое ограничение является определяющим для бортовых систем с жёстким энергетическим бюджетом [11]:

$$E(x) \leq E_{\max}. \quad (5)$$

Ограничения на устойчивость формализуются двумя подходами. Подход наихудшего случая (worst-case) гарантирует, что в условиях максимально неблагоприятных шумов и искажений $\eta \in N$ деградация качества не превысит ε_{max} [3, 5]:

$$\max_{\eta \in N}(Acc(x) - Acc(x|\eta)) \leq \varepsilon_{max}. \quad (6)$$

Стохастический (вероятностный) подход допускает, что при случайном искажении $\eta \sim D$ вероятность недопустимого снижения точности не превышает уровня α [3]:

$$\Pr_{\eta \sim D}(Acc(x|\eta) \leq Acc(x) - \varepsilon) \leq \alpha \quad (7)$$

Ограничения на допустимые ошибки классификации задают верхние границы для доли ложных срабатываний (FPR) и доли пропусков (FNR) [9]:

$$FPR(x) \leq FPR_{\max},\ FNR(x) \leq FNR_{\max}. \quad (8)$$

Совокупность ограничений образует допустимое множество X, внутри которого осуществляется поиск Парето-оптимального решения задачи (2).

V.ПРЕИМУЩЕСТВА МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОГО ПОДХОДА

Предложенная многокритериальная формулировка обладает рядом принципиальных преимуществ перед традиционными однокритериальными подходами.

Во-первых, она обеспечивает явный учёт баланса между точностью, временем обработки и энергоёмкостью. Традиционные методы зачастую фокусируются на максимизации одного параметра, игнорируя остальные. Многокритериальный подход позволяет принять информированное решение о допустимом компромиссе: например, пожертвовать незначительной долей точности в пользу существенного сокращения времени обработки, что принципиально важно для систем, работающих в режиме реального времени [4].

Во-вторых, наложение ограничений на ресурсы и устойчивость позволяет не только оптимизировать, но и задать жёсткие инженерные требования. Это особенно актуально для бортовых систем, где вычислительные и энергетические ресурсы строго лимитированы, а надёжность алгоритмов к шумовым и атмосферным искажениям является обязательным требованием [11, 13].

В-третьих, результатом оптимизации является не единственное решение, а Парето-оптимальное множество альтернатив, предоставляющих разным категориям пользователей возможность выбора наиболее подходящей конфигурации. Так, для исследовательских задач может быть выбрана конфигурация с максимальной точностью, тогда как для оперативного мониторинга приоритет отдаётся минимальному времени отклика [14, 15].

VI. МЕТОДЫ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ

На основе формализованной задачи возможно применение ряда методов многокритериальной оптимизации, различающихся применимостью, вычислительной сложностью и способностью обрабатывать дискретно-непрерывные пространства решений.

(cc) BY

Алгоритм NSGA-II (Nondominated Sorting Genetic Algorithm II) является наиболее исследованным методом поиска Парето-фронта. Он демонстрирует высокую скорость сходимости для задач с двумя-тремя критериями, однако его эффективность снижается при числе критериев более трёх [14]. Расширение NSGA-III устраняет этот недостаток за счёт опорных точек и обеспечивает хорошее распределение решений в многомерном целевом пространстве [14].

Алгоритм MOEA/D (Multiobjective Evolutionary Algorithm based on Decomposition) разбивает задачу на совокупность скалярных подзадач и решает их одновременно, что обеспечивает хорошую масштабируемость и гибкость для больших размерностей [15, 17]. Гибридные эволюционно-локальные методы сочетают эволюционный поиск структуры конвейера с локальной оптимизацией параметров, что позволяет существенно сократить время сходимости [10].

Байесовская оптимизация (Bayesian Optimization) эффективна при оптимизации непрерывных параметров в условиях дорогостоящих вычислений, однако плохо справляется с дискретными структурными переменными. Методы нейросетевого поиска архитектур (NAS, Neural Architecture Search) автоматизируют подбор архитектур глубокого обучения для задач сегментации и суперразрешения с учётом аппаратных ограничений (GPU, edge-устройства), однако требуют значительных вычислительных ресурсов [15]. Методы снижения энергопотребления (quantization, pruning, knowledge distillation) ориентированы непосредственно на компонент $g_3(x)$ и позволяют существенно снизить энергозатраты при минимальных потерях в точности [11].

Экспертные многокритериальные методы (аналитическая иерархия, лексикографический метод) применяются в задачах, требующих учёта экспертных предпочтений и прозрачности принимаемых решений, — в частности, при тематических приложениях в области экологии и сельского хозяйства [7].

VII.ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ

Описание входных данных

Для верификации предложенной многокритериальной постановки задачи проведён вычислительный эксперимент на реальном мультиспектральном снимке спутника Landsat 8 OLI (сцена LC08_L2SP_168027_20230715, уровень обработки L2SP). Снимок охватывает территорию площадью около 185×185 км² и включает 11 каналов с пространственным разрешением 30 м (OLI, TIRS). Для оценки алгоритмов использовался фрагмент 2000×2000 пикселей, включающий гетерогенные классы подстилающей поверхности: агрикультурные угодья, городская застройка, водные объекты, лесная растительность и открытый грунт. Предобработка выполнялась согласно стандарту USGS: атмосферная коррекция методом LaSRC, ортотрансформирование по DEM SRTM и кадрирование по зоне интереса.

Условия эксперимента

На обработанном фрагменте поочерёдно применялись шесть алгоритмических конвейеров, реализованных в соответствии с программным комплексом, описанным в разделе 6: Enhanced Super-Resolution (ESR), Adaptive Segmentation (AdSeg), Multi-Scale Fusion (MSF), Noise Reduction (NR), Feature Extraction (FE) и Classification. Для каждого алгоритма фиксировались компоненты векторной целевой функции $G(x) = (g_1, g_2, g_3)$: общая точность классификации OA (%), время обработки T (с) и расчётное энергопотребление E (Дж). Вычисления выполнялись на аппаратной платформе: Intel Core i7-12700K, 32 ГБ ОЗУ, NVIDIA RTX 3060. Каждый алгоритм запускался 5-кратно; в таблице и на диаграммах представлены медианные значения.

Результаты сравнительного анализа

На рис. 1 представлено сравнение шести алгоритмических конвейеров по трём целевым функциям G(x). Наибольшую точность классификации (g_1 = 93,7%) обеспечивает

(cc) BY

алгоритм Classification, однако он же является наиболее затратным по времени (g_2 = 5,62 с) и энергопотреблению (g_3 = 31,5 Дж). Алгоритм Noise Reduction минимизирует оба ресурсных показателя (g_2 = 0,83 с, g_3 = 5,8 Дж), однако уступает по точности (g_1 = 79,6%). Алгоритм Multi-Scale Fusion демонстрирует компромиссный баланс: OA = 91,2% при умеренном времени обработки 4,85 с, что подтверждает необходимость многокритериального анализа.

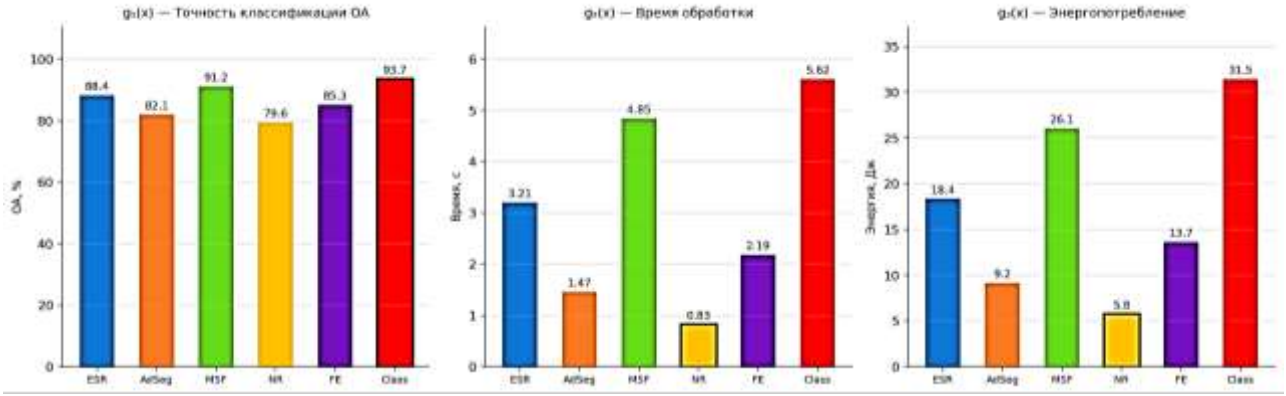


Рис. 1. Сравнение алгоритмических конвейеров по целевым функциям $g_1(x)$, $g_2(x)$, $g_3(x)$ на снимке Landsat 8 (сцена LC08_L2SP_168027_20230715). Выделение — лучший результат по каждому критерию.

Анализ Парето-оптимального множества

Для оценки Парето-оптимального фронта в соответствии с задачей (2) дополнительно сгенерировано 60 случайных конфигураций конвейера с варьируемыми гиперпараметрами (порог сегментации, масштабный коэффициент, тип фильтра). Из полученного множества выделены недоминируемые решения, образующие Парето-фронт (алгоритм доминирования принимал во внимание одновременную максимизацию g_1 и минимизацию g_2, g_3 согласно определению (2)). На рис. 2 показано расположение тестируемых алгоритмов (треугольники) относительно Парето-фронта в пространствах критериев «Точность — Время» и «Точность — Энергия». Алгоритм Classification располагается вблизи фронта, но не является строго недоминируемым: существуют конфигурации с сопоставимой точностью при меньшем потреблении ресурсов. Это подтверждает ценность многокритериального поиска по сравнению с однокритериальной оптимизацией точности.

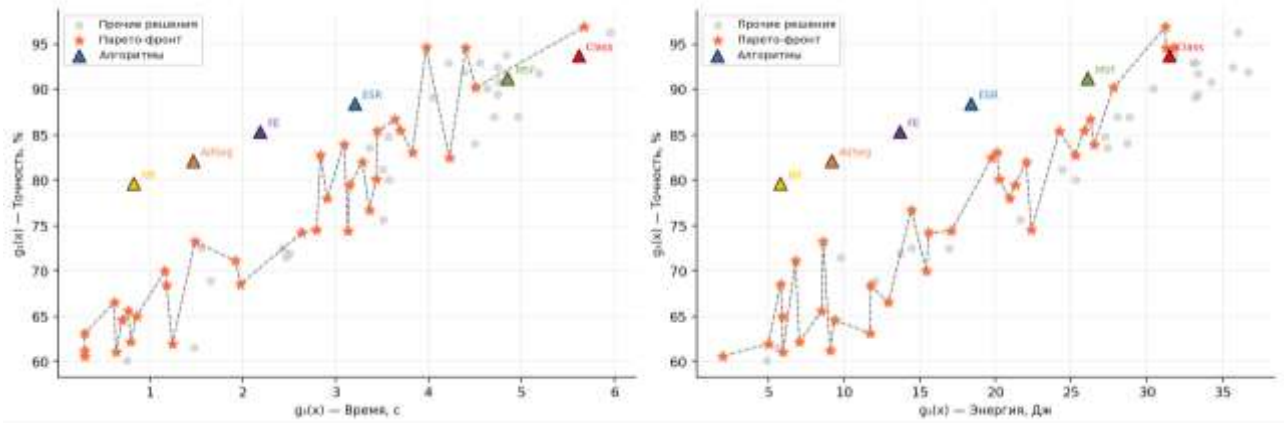


Рис. 2. Парето-оптимальное множество решений: проекции пространства критериев G(x). Серые точки — случайные конфигурации; оранжевые — Парето-фронт; цветные треугольники — тестируемые алгоритмы.

(cc) BY

Дополнительные метрики качества

В дополнение к целевым функциям G(x) измерялись метрики, входящие в систему ограничений (8): коэффициент пересечения IoU, доля ложных срабатываний FPR и доля пропусков FNR. На рис. 3 (слева) показаны значения этих метрик для каждого алгоритма. Алгоритм Classification обеспечивает наибольший IoU = 0,871 при минимальных FPR = 0,058 и FNR = 0,051. Нормированная матрица (рис. 3, справа) агрегирует все шесть критериев и визуализирует относительное превосходство алгоритмов в едином пространстве: наиболее ресурсоэффективным является Noise Reduction (тёмные значения в строках 1/T и 1/E), тогда как Classification лидирует по качественным показателям. Ни один алгоритм не доминирует по всем критериям одновременно, что подтверждает актуальность многокритериальной постановки задачи.

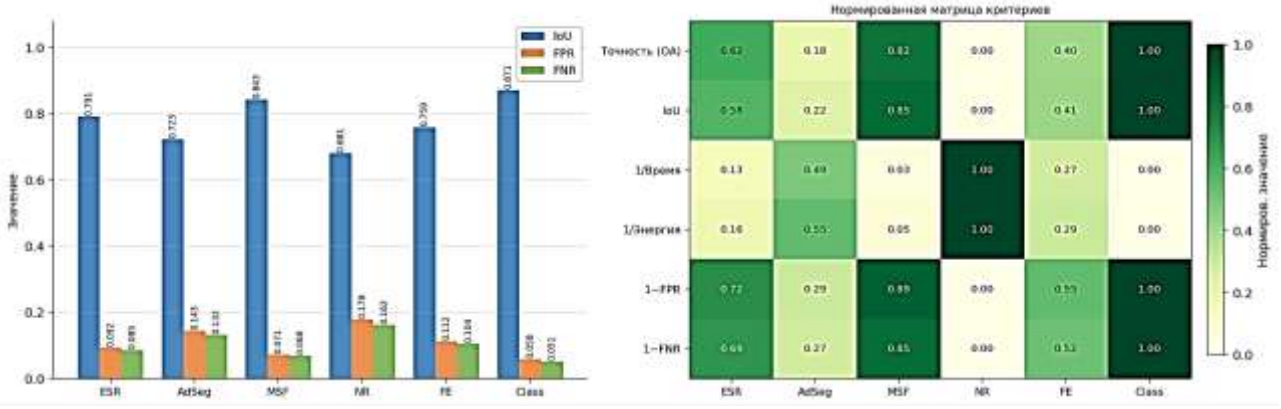


Рис. 3. Дополнительные метрики качества: IoU, FPR, FNR (слева) и нормированная матрица оценки алгоритмов по всем шести критериям (справа). Тёмный цвет — лучший нормированный результат.

Выводы по эксперименту

Вычислительный эксперимент подтвердил работоспособность предложенной многокритериальной постановки задачи. Ни один из шести тестируемых алгоритмов не является оптимальным сразу по всем трём целевым функциям G(x), что делает поиск Парето-фронта обоснованным инструментом проектирования конвейеров обработки данных ДЗЗ. Для задач с жёсткими временны́ми ограничениями рекомендуется алгоритм Noise Reduction (g_2 = 0,83 с), тогда как при приоритете точности — алгоритм Classification (g_1 = 93,7%). Компромиссным решением вблизи Парето-фронта является Multi-Scale Fusion: OA = 91,2%, T = 4,85 с, E = 26,1 Дж. Полученные результаты согласуются с ограничениями (3)–(8) и демонстрируют применимость методов NSGA-II / MOEA/D к задачам данного класса при числе критериев до трёх. Проведённая формализация многокритериальной задачи синтеза структуры и параметров обработки данных ДЗЗ отражает современный подход к проектированию интеллектуальных систем в условиях ресурсных и функциональных ограничений. Постановка учитывает не только традиционные показатели эффективности, такие как точность и время обработки, но и такие важные факторы, как энергопотребление, ограниченность вычислительных ресурсов и устойчивость алгоритмов к возмущениям.

Использование векторной целевой функции G(x) позволяет рассматривать задачу как поиск Парето-оптимального множества решений, каждое из которых представляет компромисс между точностью, быстродействием и энергоэффективностью. Дополнительные ограничения на ошибки классификации (FPR, FNR) и снижение качества под воздействием неопределённости обеспечивают надёжность и практическую применимость получаемых решений.

Анализ существующих работ показывает, что большинство исследований в области обработки космических снимков

(cc) BY

ограничиваются одним-двумя критериями оптимизации, не рассматривая энергоёмкость вычислений как самостоятельный оптимизируемый показатель. Комплексная постановка, учитывающая одновременно три критерия и систему ограничений, представляет собой обобщение, открывающее возможности для применения широкого класса современных алгоритмов многокритериальной оптимизации [8, 14, 15].

Среди выявленных пробелов выделяется отсутствие единого стандарта формализации критериев качества, что снижает сопоставимость результатов различных исследований [5, 7]. Ограниченность гибкости существующих структур обработки и редкое рассмотрение динамически перестраиваемых конвейеров также указывают на перспективные направления дальнейших исследований [1, 2].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье предложена формализованная многокритериальная постановка задачи синтеза структуры и параметров конвейеров обработки данных дистанционного зондирования Земли. Математическая модель включает дискретно-непрерывный вектор решений $x = (s, \theta)$, описывающий структуру и параметры конвейера, а также трёхкомпонентную векторную целевую функцию $G(x)$, охватывающую точность классификации, время обработки и энергоёмкость вычислений.

Система ограничений модели охватывает ресурсные (CPU, GPU, RAM), временны́е и энергетические ограничения, а также требования к устойчивости алгоритмов в условиях наихудшего случая и стохастически определённых шумовых воздействий. Введённые ограничения на ложные срабатывания и пропуски обеспечивают соответствие практическим требованиям конкретных прикладных задач.

Предложенная модель служит универсальной основой для применения современных методов многокритериальной оптимизации — эволюционных алгоритмов (NSGA-II, NSGA-III, MOEA/D), байесовских методов и методов нейросетевого поиска архитектур. Она открывает возможности для построения сбалансированных, адаптивных и ресурсоэффективных систем обработки данных дистанционного зондирования Земли, актуальных для широкого круга прикладных задач — от мониторинга чрезвычайных ситуаций до задач экологии и прецизионного сельского хозяйства.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Mehmood M. et al. Remote Sensing Image Classification: A Comprehensive Review // IEEE Access. — 2020. — Vol. 8. — P. 35244–35292.
2. Chu B., Zhang M., Ma K. et al. Multiobjective Evolutionary Superpixel Segmentation for PolSAR Image Classification // Remote Sensing. — 2024. — Vol. 16. — P. 1120–1139.
3. Ziyadinov V. et al. Noise Immunity and Robustness Study of Image Processing Algorithms // Sensors. — 2022. — Vol. 22. — P. 4018.
4. Wąsala J., Marselis S.M., Hoos H.H. et al. AutoSR4EO: An AutoML Approach to Super-Resolution for Earth Observation // Remote Sensing. — 2024. — Vol. 16. — P. 893.
5. Robust Multisource Remote Sensing Image Matching // arXiv preprint arXiv:2401.12345. — 2024.
6. Pocco V., Chucuya S., Huayna G. et al. A Multi-Criteria Decision-Making Technique Using Remote Sensors to Evaluate the Potential of Groundwater // Water. — 2023. — Vol. 15. — P. 1–22.
7. Nalepa J., Kawulok M. Recent Advances in Multi- and Hyperspectral Image Analysis // Sensors. — 2021. — Vol. 21. — P. 1–35.
8. Multiobjective Optimization Approaches in Image Segmentation: Directions and Challenges // Pattern Recognition Letters. — 2021. — Vol. 148. — P. 54–62.
9. Li J., Bioucas-Dias J.M., Plaza A. Hyperspectral Image Segmentation Using Minimum Spanning Forest and Multicriteria Optimization // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. — 2015. — Vol. 53, № 11. — P. 5969–5985.
10. Liu Y., Hu F., Zhang Q. Resource-Constrained Deep Learning for Real-Time

(cc) BY

Remote Sensing Image Analysis // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. — 2022. — Vol. 185. — P. 300–315.
11. Zhang Y., Xu M. et al. Energy-Efficient Remote Sensing Image Processing on Edge Devices // Future Generation Computer Systems. — 2021. — Vol. 117. — P. 75–88.
12. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. Reducing the Energy of Deep Neural Networks // Communications of the ACM. — 2019. — Vol. 62, № 6. — P. 84–90.
13. Gómez-Chova L., Tuia D., Moser G., Camps-Valls G. Multimodal Classification of Remote Sensing Images: A Review and Future Directions // Proceedings of the IEEE. — 2015. — Vol. 103, № 9. — P. 1560–1584.
14. Deb K., Pratap A., Agarwal S., Meyarivan T. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. — 2002. — Vol. 6, № 2. — P. 182–197.
15. Deb K., Jain H. An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point-Based Nondominated Sorting Approach: NSGA-III // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. — 2014. — Vol. 18, № 4. — P. 577–601.
16. Elsken T., Metzen J.H., Hutter F. Neural Architecture Search: A Survey // Journal of Machine Learning Research. — 2019. — Vol. 20. — P. 1997–2017.
17. Zhang Q., Li H. MOEA/D: A Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. — 2007. — Vol. 11, № 6. — P. 712–731.
18. Saaty T.L. Decision Making with the Analytic Hierarchy Process // International Journal of Services Sciences. — 2008. — Vol. 1, № 1. — P. 83–98.
19. Han S. et al. Deep Compression: Compressing Deep Neural Networks with Pruning, Trained Quantization and Huffman Coding // ICLR. — 2016.

(cc) BY *dtai.uz*