

УДК 004.02

DOI 10.52167/1609-1817-2024-132-3-194-205

Е.Н. Амиргалиев<sup>1</sup>, А.С. Аганиязова<sup>1,2</sup>, Т.Ж. Мерембаев<sup>1</sup>,  
Л.Ш. Черикбаева<sup>1,2</sup>, Д.Т. Касымова<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Институт информационных и вычислительных технологий КН МНВО РК,  
Алматы, Казахстан

<sup>2</sup>Казахский национальный университет имени аль-Фараби, Алматы, Казахстан

<sup>3</sup>Mukhametzhan Tynyshbayev ALT University, Алматы, Казахстан  
E-mail: aisulu.ataniyazova@gmail.com

## КАРТИРОВАНИЕ ЗАСОЛЕННОСТИ ПОЧВЫ ЮГА КАЗАХСТАНА НА ОСНОВЕ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ SENTINEL-2

**Аннотация.** В данной работе отражены результаты оценки степени засоленности почв юга Казахстана на основе технологий дистанционного зондирования Земли. Исследования были проведены на районах Алаколь, Шелек и Кунаев, расположенных в Алматинской области. Классификация почв по степени засоления была выполнена с помощью индексов, рассчитываемых по данным в спектральных каналах Sentinel-2. Ранее полученные полевые измерения и наземные наблюдения с помощью алгоритма машинного обучения LightGBM были использованы для подтверждения степени засоления почвы в районах, определенных на спутниковых снимках. На основании сравнительного анализа методов машинного обучения и дистанционного зондирования Земли выявлено, что они дают схожие результаты для оценки засоления почвы, когда исследуемая область не охватывает большой площади территории.

**Ключевые слова.** Дистанционное зондирование Земли, машинное обучение, засоление почвы, спектральный индекс, LightGBM, Sentinel-2.

### Введение.

Засоление почв, важнейший фактор, определяющий продуктивность сельского хозяйства, создает серьезные проблемы для устойчивого управления земельными ресурсами в засушливых и полузасушливых регионах. Южные регионы Казахстана, характеризующиеся разнообразными экологическими ландшафтами, особенно подвержены засолению почв, влияющему на урожайность сельскохозяйственных культур и здоровье экосистем. Технологии дистанционного зондирования, такие как спутниковые снимки Sentinel-2, открывают многообещающие возможности для мониторинга и картографирования засоленности почв в больших пространственных масштабах с высоким временным разрешением [1-3].

Данная работа направлена на использование методов дистанционного зондирования для картирования уровней засоления почв на южных территориях Казахстана, уделяя особое внимание синергии между данными о спектральном отражении и наземными измерениями достоверности. Используя мультиспектральные возможности спутников Sentinel-2, анализируется пространственное распределение засоления почв, проясняя основные факторы окружающей среды, определяющие процессы засоления [4-6]. Методологически для получения точных и пространственно детализированных карт засоления почв используется комбинация спектральных индексов, алгоритмов машинного обучения и географических информационных систем (ГИС).

Результаты этого исследования дают ценную информацию о пространственной изменчивости засоления почв, облегчая целенаправленные стратегии управления земельными ресурсами и меры по смягчению последствий. Кроме того, применение технологий дистанционного зондирования для составления карт засоления почв

предлагает экономически эффективный и масштабируемый подход к мониторингу изменений окружающей среды и поддержке процессов принятия решений. Таким образом, это исследование способствует достижению более широкой цели повышения устойчивости сельского хозяйства и управления земельными ресурсами в контексте засоленных почв в южных регионах Казахстана.

### **Материалы и методы.**

Дистанционное зондирование стало ценным инструментом для картирования засоленности почвы в региональном масштабе. В научной статье [7] исследуется применение технологии дистанционного зондирования, в частности комбинации радара с синтезированной апертурой Sentinel-1 (SAR) и мультиспектральных спутниковых снимков Sentinel-2, для картирования засоления почв в оазисе реки Оган-Кука в бассейне Тарима в Китае. Исследование объединяет данные из нескольких источников, включая SAR и мультиспектральные снимки, а также цифровые модели рельефа (DEM), для разработки надежной модели прогнозирования засоления почв. Результаты демонстрируют, что включение индексов SAR наряду с традиционными индексами рельефа и растительности значительно повышает точность прогнозирования моделей. Хотя в исследовании для валидации модели используются наземные площадки для отбора проб, количество площадок для отбора проб (70) можно считать относительно небольшим для точной проверки прогностических моделей на всей исследуемой территории. Увеличение числа и пространственного распределения наземных пунктов проверки могло бы еще больше повысить надежность полученных результатов.

В работе [8] исследуется применение подходов машинного обучения и методов дистанционного зондирования с использованием спутниковых снимков Sentinel-2 для прогнозирования засоления почв в сверхзасушливых условиях. Хотя исследование выигрывает от большого размера выборки (393 образца почвы) и демонстрирует сильную корреляцию между результатами моделирования и тестирования, его ограниченная возможность обобщения на другие регионы и признание развивающихся методов машинного обучения указывают на области для дальнейших исследований и доработки.

В статье [9] рассматривается важнейшая проблема засоления почв, особенно в засушливых и полузасушливых регионах, где оно способствует деградации земель и опустыниванию. Используя спутниковые снимки высокого разрешения Sentinel-2 и Landsat-8, а также методы дистанционного зондирования, исследование направлено на оценку засоления почв путем составления карт электропроводности (ЕС) почв. В исследовании использовались два различных регрессионных подхода - MLP и SVR. Кроме того, для улучшения производительности модели на данных были реализованы два алгоритма выбора признаков, GA и SFS. Благодаря сочетанию полевых исследований и различных подходов к моделированию, включая регрессию и алгоритмы выбора признаков, исследование демонстрирует эффективность предложенного метода мониторинга засоления почв.

В исследовании [10] рассматривается насущная проблема засоления почв в орошаемых системах, основное внимание уделяется бассейну реки Нигер, где пространственное распределение солености остается неизвестным. Используя спутниковые снимки Sentinel-2 и наземные данные, исследователи разрабатывают метод обнаружения почв, подверженных засолению, с помощью двух взаимодополняющих подходов: оценка засоленности голых почв с использованием индекса засоления (SI) и мониторинг косвенного воздействия засоления на рост риса с использованием временных рядов вегетационного индекса (NDVI). Результаты указывают на трудности в использовании SI из-за нечастых периодов обнажения почвы, но подчеркивают эффективность использования NDVI для описания условий выращивания риса с течением времени. Корреляции между NDVI, электропроводностью почвы и урожайностью

сельскохозяйственных культур дают ценную информацию о динамике засоления почвы. Классификационный подход исследования, основанный на моделях NDVI, демонстрирует перспективность в выявлении районов с различным уровнем засоления, при этом необходимы дальнейшие исследования для подтверждения его эффективности в выявлении умеренных ограничений засоления почвы на больших площадях.

Исследование [11] направлено на удовлетворение острой потребности в точном прогнозировании засоления сельскохозяйственных почв, особенно в засушливых и полузасушливых регионах, с использованием спутниковых данных Sentinel-2A (S2). С помощью множественного линейного регрессионного анализа в исследовании были установлены значительные корреляции между значениями засоленности почвы (ECe) и различными параметрами данных S2, включая отдельные полосы, соотношения полос и спектральные индексы. Комбинация полосы SWIR-1 и упрощенного индекса яркости является наиболее эффективным предиктором засоления почвы, демонстрируя устойчивую корреляцию.

Это исследование направлено на удовлетворение острой потребности в точном прогнозировании засоления почв в северной части дельты Нила в Египте, где засоление почв серьезно влияет на устойчивость сельского хозяйства и продовольственную безопасность [12]. Объединяя данные радара Sentinel-1 и оптические данные Sentinel-2, в исследовании разрабатывается инновационный подход к прогнозированию засоления почвы с использованием интегрированных переменных радара и оптических датчиков. Исследование сосредоточено на стратегиях выбора признаков и методах регрессионного обучения с использованием различных моделей машинного обучения, таких как случайный лес, линейная регрессия, нейронная сеть обратного распространения и регрессия опорных векторов. Результаты показывают, что сочетание метода выбора признаков нейронной сети обратного распространения с обучающим методом случайной лесной регрессии дает наиболее точный прогноз засоления почвы.

В исследовании [13] решается задача точного мониторинга засоления почв на участках с голой почвой с использованием данных спутникового дистанционного зондирования. Путем объединения изображений радара с синтезированной апертурой (SAR) Sentinel-1 и мультиспектральных изображений Sentinel-2 исследование направлено на повышение точности определения инверсии солености почвы, преодоление ограничений каждого отдельного датчика. Эксперименты, проведенные в ирригационном районе Хетао, Внутренняя Монголия, Китай, демонстрируют, что слияние изображений VV (Sentinel-1) и Sentinel-2 дает более высокую точность по сравнению с другими методами слияния и отдельными изображениями. Используя модели машинного обучения, такие как обратное распространение (BP), метод опорных векторов (SVM) и случайный лес (RF), в исследовании была построена модель инверсии засоления почвы, при этом RF достиг наиболее удовлетворительных результатов.

В [14] исследуется оценка засоленности почв на орошаемых рисовых полях с использованием двух типов мультиспектральных индексов, рассчитанных на основе спутниковых снимков Sentinel-2: индексы растительности, для мониторинга косвенное влияние засоления на рост риса; и показатели солености, а именно те, которые основаны на видимом и ближнем инфракрасном диапазонах (нормализованный разностный индекс солености) и на коротковолновых инфракрасных диапазонах. Данные относятся к нижней части долины Мондего (Центральная Португалия) и периоду 2017-2018 годов. Результаты показали, что индексы засоления могут использоваться для картирования засоленности почв и представляют собой ценный инструмент оценки засоленности почв в районах выращивания риса, затронутых проблемами засоления.

Обзор литературы подчеркивает важность дальнейших исследований в области применения дистанционного зондирования для мониторинга и прогнозирования засоления

почв, а также необходимость интеграции различных методов и подходов для достижения более надежных результатов.

Как показано на рисунке 1, первым шагом является получение необходимых спутниковых снимков со спутника Sentinel-2. Этапы предварительной обработки включают радиометрические и атмосферные поправки для повышения качества изображений и устранения любых искажений, вызванных такими факторами, как облака или атмосферные помехи. Sentinel-2 захватывает изображения в нескольких спектральных диапазонах, от видимого до коротковолнового инфракрасного. Для оценки засоления почвы выбираются конкретные диапазоны, чувствительные к колебаниям солености. Часто используется ближний инфракрасный (NIR) диапазон, поскольку он чувствителен к изменениям свойств почвы, связанным с засолением.

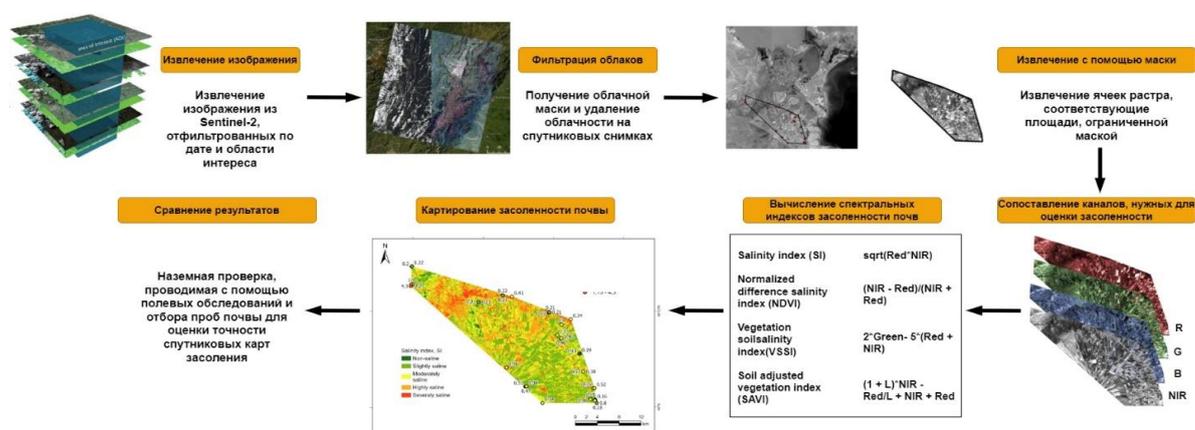


Рисунок 1 – Этапы оценки засоленности почвы на основе ДЗЗ

Спектральные индексы применяются к улучшенным изображениям для идентификации областей с высокой засоленностью почвы. Эти методы включают анализ спектральных характеристик различных типов растительного покрова и идентификацию тех, которые связаны с засоленными почвами. Результаты, полученные в результате анализа спутниковых снимков, подтверждаются с использованием наземных данных. Полевые измерения или другие наземные наблюдения используются для подтверждения наличия и степени засоления почвы в районах, определенных на спутниковых снимках. Наконец, проанализированные спутниковые снимки интерпретируются для оценки степени и серьезности засоления почвы в исследуемом районе.

Для оценки засоления почвы вычисляются спектральные индексы, которые представлены в таблице 1.

Таблица 1 - Спектральные индексы засоленности

№	Индекс	Формула
1	Индекс солености SI1	$SI1 = \sqrt{\text{green}^2 + \text{red}^2}$
2	Индекс солености SI2	$SI2 = \sqrt{\text{green} \times \text{red}}$
3	Индекс солености SI3	$SI3 = \sqrt{\text{blue} \times \text{red}}$
4	Индекс солености SI4	$SI4 = (\text{red} \times \text{NIR}) / \text{green}$
5	Индекс солености SI5	$SI5 = \text{blue} / \text{red}$
6	Нормализованный разностный вегетационный индекс NDVI	$NDVI = (\text{NIR} - \text{red}) / (\text{red} + \text{NIR})$
7	Скорректированный на почву вегетационный индекс SAVI	$SAVI = (1 + L) \times \text{NIR} - \text{red} / L + \text{NIR} + \text{red}$
8	Индекс засоления растительности и почвы VSSI	$VSSI = 2 \times \text{green} - 5 \times (\text{red} + \text{NIR})$

Индекс засоленности почвы SI рассчитывается путем объединения полученных со спутников индексов растительности, таких как NDVI, с данными о засоленности почвы. Он дает количественную оценку воздействия засоления почвы на здоровье растительности и дает меру серьезности стресса, вызванного засолением. Высокая засоленность почвы может вызвать стресс у растений, что приведет к замедлению роста растительности и снижению значений NDVI. Сравнивая значения NDVI в разных областях, можно определить регионы с потенциальными проблемами засоления почвы, поскольку они могут иметь более низкие значения NDVI по сравнению с незасоленными областями. Скорректированный на почву вегетационный индекс (SAVI) учитывает влияние почвы на отражательную способность растительности, особенно при низких уровнях растительности. Индекс засоления растительности (VSSI) предназначен для количественной оценки воздействия засоленности почвы на здоровье и энергию растений.

Спектральные индексы NDVI, SAVI и VSSI дают лишь косвенное представление об уровне засоленности почвы, поэтому в данном исследовании большое внимание было уделено индексу SI.

### Результаты и обсуждение.

Были определены три основных района, расположенных в Жетысуской и Алматинской областях, где были проведены исследования по отбору проб: вблизи города Кунаев, вблизи села Шелек и вблизи озера Алаколь (рисунок 2). Кунаев и другие населенные пункты были выбраны, потому что они находятся недалеко от реки Или, но на противоположном берегу реки. В окрестностях Кунаева меньше растительности и песчаная почва. Район Шелек более сельскохозяйственный, но летом почва становится щелочной. Алаколь находится недалеко от озера Алаколь, и щелочная почва здесь отличается.

Ранее, в [15] был представлен процесс сбора образцов почвы исследуемых областей. Собранные образцы почвы высушивали, измельчали и просеивали для удаления твердых нерастворимых фракций и растительных остатков. Затем их смешивали с водой в соотношении 1:5, как это принято во многих случаях при измерении электропроводности почвенного раствора (рисунок 3).

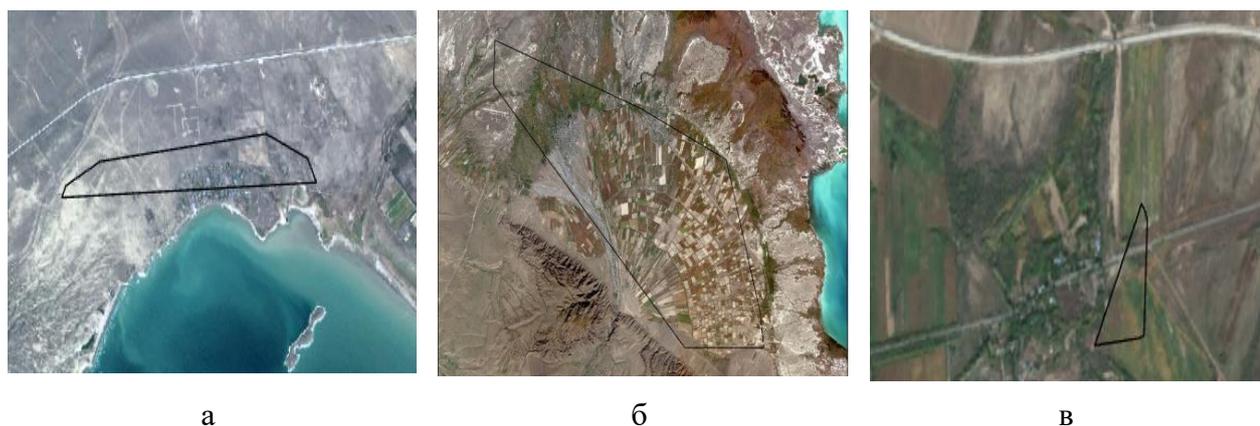


Рисунок 2 – Извлечение исследуемой площади со спутникового снимка:  
а – Кунаев, б – Алаколь, в – Шелек



Рисунок 3 – Сбор образцов почвы: а – отстаивание раствора, б – процесс калибровки для измерения электропроводности почвы

Общий набор данных был разделен на обучающий и тестовый наборы для эксперимента. На рисунке 4 показано распределение значений электропроводности в обучающих и тестовых наборах данных для обучающих и валидационных моделей машинного обучения.

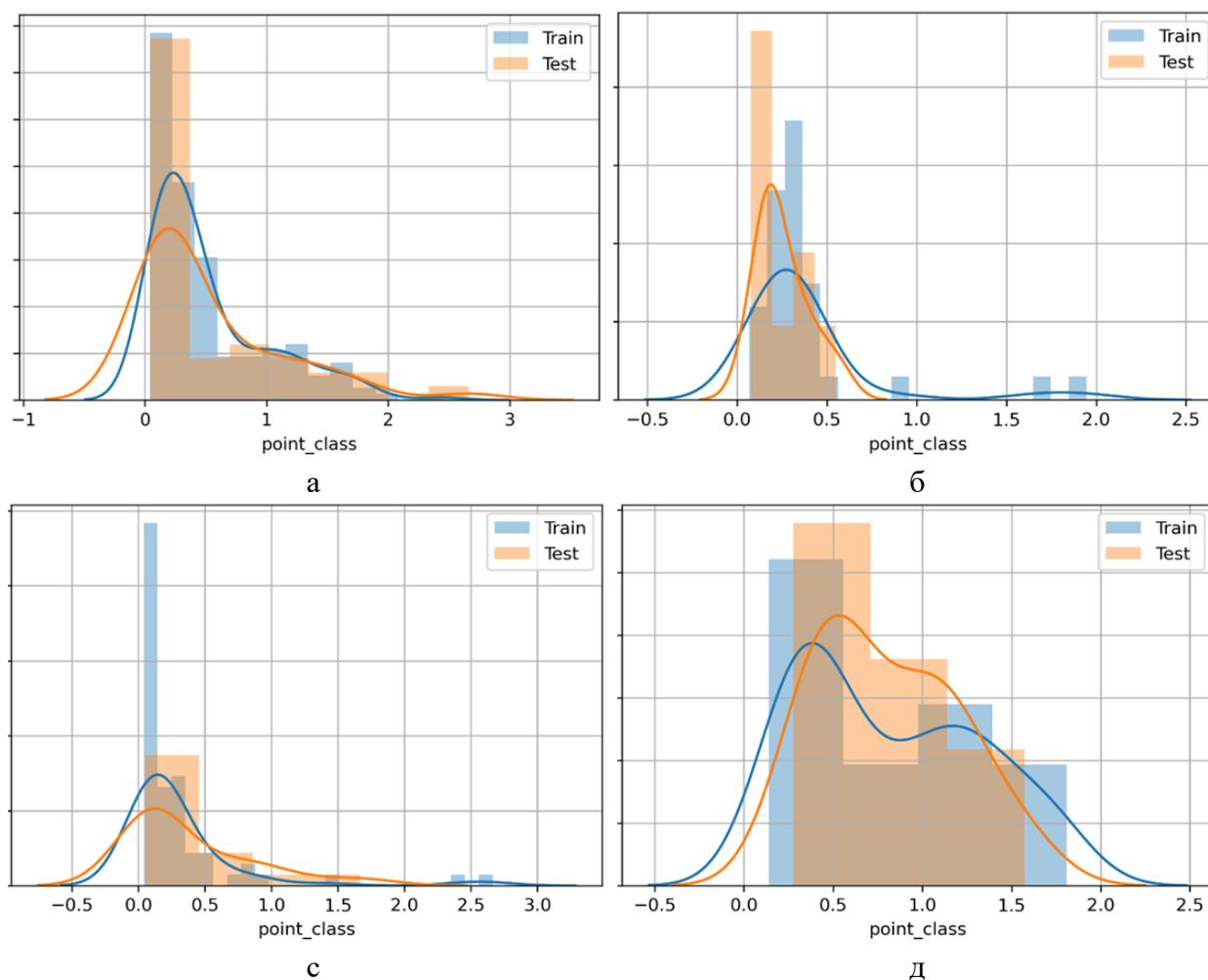


Рисунок 4 – Распределение обучающих и тестовых наборов данных:  
а – все, б – Алаколь, в – Кунаев, г - Шелек

Распределение всех 203 проб почвы в наборе данных выглядит следующим образом: для площади Шелек - 78 проб: 62 проб - обучающих, 16 проб - тестовых. Алакольский район - 43 проб: 34 проб - обучающих, 9 проб - тестовых. Кунаевский район - 82 проб: 65 проб - обучающих, 17 проб - тестовых.

На рисунке 5 показаны графики рассеяния лабораторных измерений (истинное значение) и засоления почвы, предсказанные с помощью модели Light GBM. Красная линия - это линия 1:1 (идеальное состояние). Если точность регрессора близка к значению 1, то точки находятся ближе всего к красной линии. Эта визуализация позволяет выявить отклонения, особенности (закономерности) и аномалии в прогнозировании значений.

Сравнение ранее полученных результатов с помощью машинного обучения с результатами подхода дистанционного зондирования при классификации засоления почвы обеспечивает всестороннее и точное понимание проблемы, обеспечивает масштабируемость для крупномасштабного мониторинга, подтверждает точность моделей классификации. Степень засоленности почвы областей интереса определилась в соответствии со значениями электропроводности и спектрального индекса SI5, которые делятся на 5 классов (таблица 2).

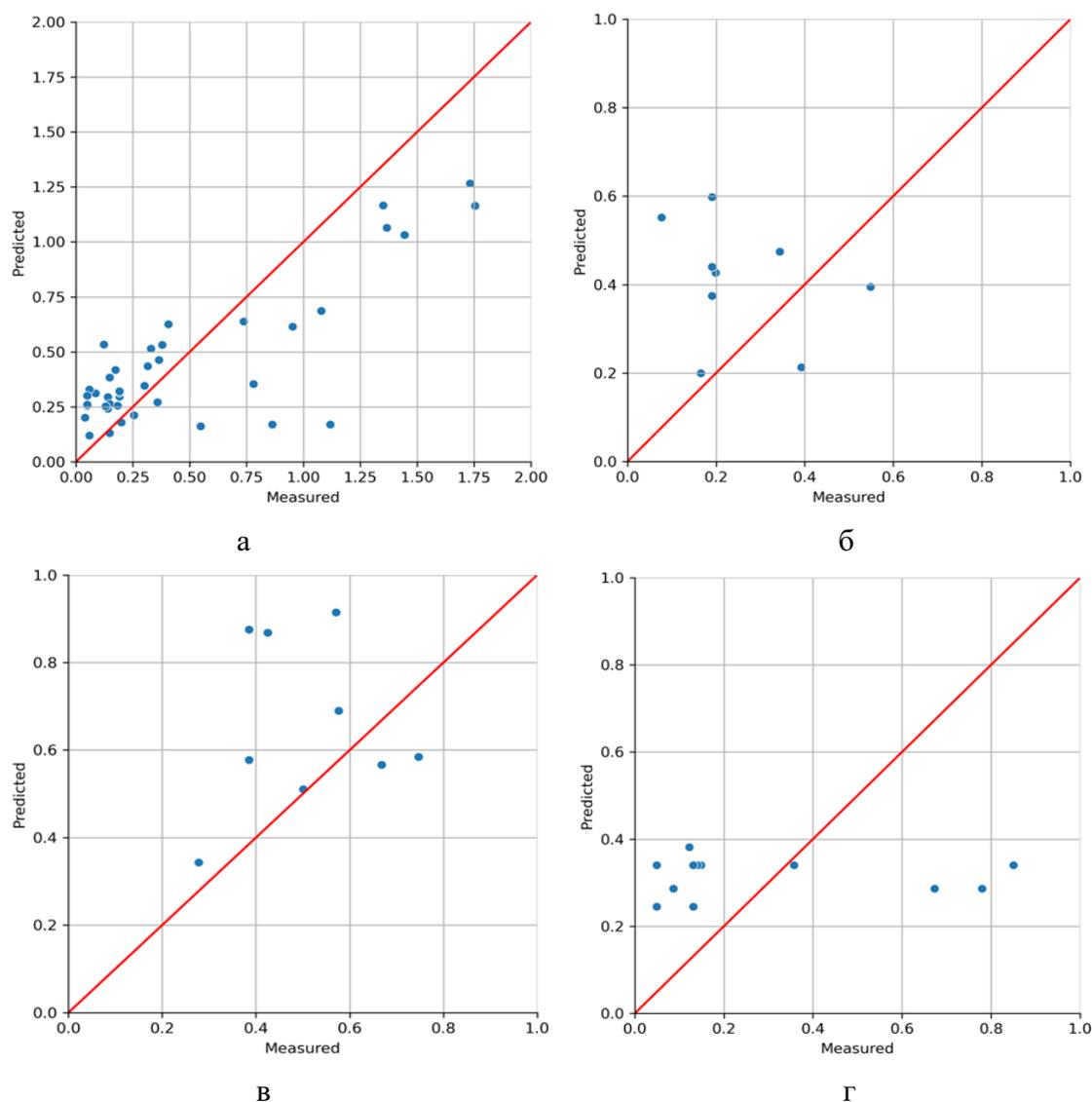


Рисунок 5 – Оценка модели машинного обучения LightGBM: а – все, б – Алаколь, в – Шелек, г – Конаев



На рисунке 8 представлена карта засоленности региона Алаколь на основе спектрального индекса SI, полученный по данным дистанционного зондирования.

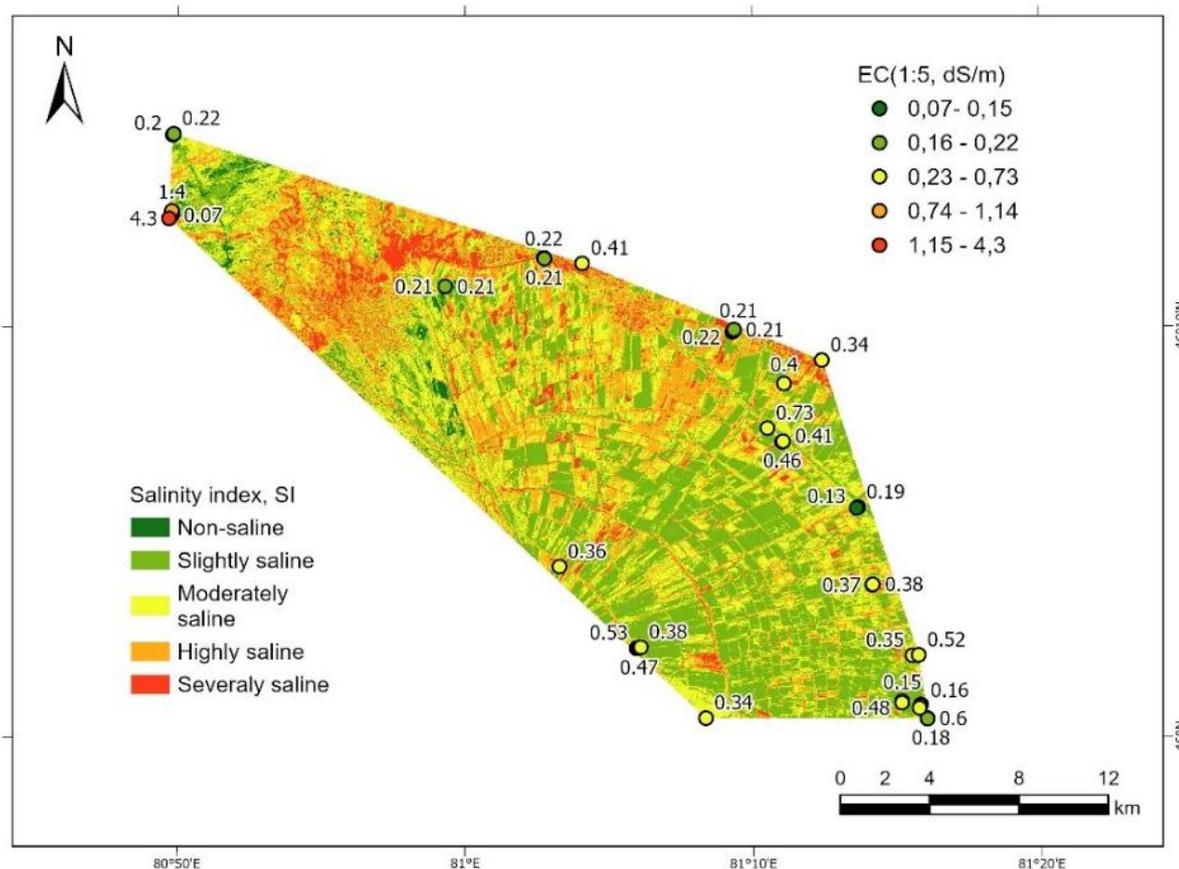


Рисунок 8 – Карта засоленности почв региона Алаколь

По рисункам 6-8 можно сделать следующий вывод: когда область интереса не охватывает большую часть территории (на примере Шелек), точность оценки засоления почвы на основе машинного обучения и с использованием дистанционного зондирования, дает схожие результаты. Это связано с тем, что алгоритм обучен специально для местных условий и вариаций в пределах меньшей площади, что приводит к более точным прогнозам. А крупномасштабные территории часто демонстрируют значительную пространственную неоднородность уровней засоления почв (на примере Алаколь). Изменчивость свойств почв, землепользования и условий окружающей среды на большой территории может затруднить точный сбор и моделирование с использованием данных дистанционного зондирования и алгоритмов машинного обучения.

### Заклучение.

В данном исследовании были представлены результаты оценки степени засоленности почв юга Казахстана с использованием спутниковых изображений Sentinel-2. Исследования были сосредоточены на районах Алаколь, Шелек и Кунаев, расположенных в Алматинской области. Для классификации почв по степени засоления были использованы индексы, рассчитанные на основе данных в спектральных каналах спутника Sentinel-2.

Ранее полученные полевые измерения и наземные наблюдения с помощью алгоритма машинного обучения LightGBM для подтверждения степени засоления почвы в

определенных районах, выявленных на спутниковых снимках. Набор данных для обучения модели машинного обучения состоял из 203 образца почвы, из них 161 были выбраны для обучающей выборки, а 42 – для тестовой. На основании сравнительного анализа методов машинного обучения и дистанционного зондирования Земли было установлено, что они дают схожие результаты для оценки засоления почвы в случае, когда исследуемая область ограничена территорией небольшого масштаба.

Эти результаты подчеркивают потенциал технологий дистанционного зондирования в оценке засоленности почв и подтверждают их согласованность с результатами, полученными с использованием методов машинного обучения. Наша работа имеет важное значение для понимания динамики засоленности почв и может быть использована в дальнейших исследованиях по управлению земельными ресурсами и сельским хозяйством на региональном уровне.

**Благодарность.** Данная работа выполнена при финансовой поддержке Комитета науки министерства науки и высшего образования Республики Казахстан (BR18574144).

## ЛИТЕРАТУРА

- [1] E. D. Chaves M, C. A. Picoli M, D. Sanches I. Recent Applications of Landsat 8/OLI and Sentinel-2/MSI for Land Use and Land Cover Mapping: A Systematic Review. *Remote Sensing*. 2020; 12(18):3062. doi:10.3390/rs12183062
- [2] Ramos, Tiago B., et al. "Soil salinity assessment using vegetation indices derived from Sentinel-2 multispectral data. application to Lezíria Grande, Portugal." *Agricultural Water Management* 241 (2020): 106387. doi: 10.1016/j.agwat.2020.106387
- [3] Wang, J.; Ding, J.; Yu, D.; Ma, X.; Zhang, Z.; Ge, X.; Teng, D.; Li, X.; Liang, J.; Lizaga, I.; et al. Capability of Sentinel-2 MSI data for monitoring and mapping of soil salinity in dry and wet seasons in the Ebinur Lake region, Xinjiang, China. 2019, 353, 172–187. doi: 10.1016/j.geoderma.2019.06.040
- [4] Gorji, T.; Yildirim, A.; Hamzehpour, N.; Tanik, A.; Sertel, E. Soil salinity analysis of Urmia Lake Basin using Landsat-8 OLI and Sentinel-2A based spectral indices and electrical conductivity measurements. *Ecol. Indic.* 2020, 112, 106173. doi: 10.1016/j.ecolind.2020.106173
- [5] Sahbeni, G. (2021). A PLSR model to predict soil salinity using Sentinel-2 MSI data. *Open Geosciences*, 13(1), 977-987. doi: 10.1515/geo-2020-0286
- [6] Wang, J., Peng, J., Li, H., Yin, C., Liu, W., Wang, T., & Zhang, H. (2021). Soil salinity mapping using machine learning algorithms with the Sentinel-2 MSI in arid areas, China. *Remote Sensing*, 13(2), 305. doi:10.3390/rs13020305
- [7] Ma, G., Ding, J., Han, L., Zhang, Z., & Ran, S. (2021). Digital mapping of soil salinization based on Sentinel-1 and Sentinel-2 data combined with machine learning algorithms. *Regional Sustainability*, 2(2), 177-188. doi:10.1016/j.regsus.2021.06.001
- [8] Kaplan, G., Gašparović, M., Alqasemi, A. S., Aldhaferi, A., Abuelgasim, A., & Ibrahim, M. (2023). Soil salinity prediction using Machine Learning and Sentinel-2 Remote Sensing Data in Hyper-Arid areas. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 130, 103400. doi: 10.1016/j.pce.2023.103400
- [9] Taghadosi, Mahdi & Hasanlou, Mahdi & Eftekhari, Kamran. (2019). Retrieval of soil salinity from Sentinel-2 multispectral imagery. *European Journal of Remote Sensing*. 52. 138-154. doi:10.1080/22797254.2019.1571870
- [10] Moussa, I., Walter, C., Michot, D., Adam Boukary, I., Nicolas, H., Pichelin, P., & Guéro, Y. (2020). Soil Salinity assessment in irrigated paddy fields of the niger valley using a four-year time series of sentinel-2 satellite images. *Remote Sensing*, 12(20), 3399. doi: 10.3390/rs12203399

[11] Al-Gaadi, K. A., Tola, E., Madugundu, R., & Fulleros, R. B. (2021). Sentinel-2 images for effective mapping of soil salinity in agricultural fields. *Current Science*, 384-390. doi: 10.18520/cs/v121/i3/384-390

[12] Mohamed, S. A., Metwaly, M. M., Metwalli, M. R., AbdelRahman, M. A., & Badreldin, N. (2023). Integrating Active and Passive Remote Sensing Data for Mapping Soil Salinity Using Machine Learning and Feature Selection Approaches in Arid Regions. *Remote Sensing*, 15(7), 1751. doi:10.3390/rs15071751

[13] He, Y., Zhang, Z., Xiang, R., Ding, B., Du, R., Yin, H., ... & Ba, Y. (2023). Monitoring salinity in bare soil based on Sentinel-1/2 image fusion and machine learning. *Infrared Physics & Technology*, 131, 104656. doi: 10.1016/j.infrared.2023.104656

[14] Gerardo, R., & de Lima, I. P. (2022). Sentinel-2 Satellite Imagery-Based Assessment of Soil Salinity in Irrigated Rice Fields in Portugal. *Agriculture*, 12(9). doi: 10.3390/agriculture12091490

[15] Mukhamediev, R., Amirgaliyev, Y., Kuchin, Y., ... & Tabyrbayeva, L. (2023). Operational mapping of salinization areas in agricultural fields using machine learning models based on low-altitude multispectral images. *Drones*, 7(6), 357. doi: 10.3390/drones7060357

**Едилхан Амиргалиев**, т.ғ.д., профессор, ҚР ҰИА академигі, ҚР ҒЖБМ ҒК Ақпараттық және есептеуіш технологиялар институты, Алматы, Қазақстан, amir\_ed@mail.ru

**Айсұлу Атаниязова**, магистр, ҚР ҒЖБМ ҒК Ақпараттық және есептеуіш технологиялар институты, әл-Фараби атындағы Қазақ ұлттық университеті, Алматы, Қазақстан, aisulu.ataniyazova@gmail.com

**Тимур Мерембаев**, PhD, ҚР ҒЖБМ ҒК Ақпараттық және есептеуіш технологиялар институты, Алматы, Қазақстан, merembaevt@gmail.com

**Ляйля Черикбаева**, PhD, ҚР ҒЖБМ ҒК Ақпараттық және есептеуіш технологиялар институты, әл-Фараби атындағы Қазақ ұлттық университеті, cherikbayeva.lyailya@gmail.com

**Динара Касымова**, PhD, Mukhametzhan Tynyshbayev ALT University, Алматы, Қазақстан, d.kassymova@alt.edu.kz

## SENTINEL-2 СПУТНИКТИК БЕЙНЕЛЕРІ НЕГІЗІНДЕ ҚАЗАҚСТАННЫҢ ОҢТҮСТІГІНДЕГІ ТОПЫРАҚТЫҢ ТҰЗДАНУЫН КАРТАҒА ТҮСІРУ

**Аңдатпа.** Бұл жұмыста Жерді қашықтықтан зондтау технологиялары негізінде Қазақстанның оңтүстігіндегі топырақтың тұздану дәрежесін бағалау нәтижелері көрсетілген. Зерттеулер Алматы облысында орналасқан Алакөл, Шелек және Қонаев аудандарында жүргізілді. Топырақтың тұздану дәрежесі бойынша жіктелуі Sentinel-2 спектрлік арналарындағы мәліметтер бойынша есептелген индекстер арқылы жүзеге асырылды. LightGBM машиналық оқыту алгоритмі арқылы бұрын алынған далалық өлшеулер мен жердегі бақылаулар спутниктік суреттерде анықталған аймақтардағы топырақтың тұздану дәрежесін растау үшін пайдаланылды. Машиналық оқыту әдістері мен Жерді қашықтықтан зондтаудың салыстырмалы талдауларына сүйене отырып, олар зерттелетін аймақ үлкен аумақты қамтымаған кезде топырақтың тұздануын бағалау үшін ұқсас нәтижелер беретіні анықталды.

**Түйінді сөздер.** Жерді қашықтықтан зондтау, машиналық оқыту, топырақ тұздануы, спектралды индекс, LightGBM, Sentinel-2.

**Yedilkhan Amirgaliyev**, doctor of technical sciences, professor, Academician of NEA RK, Institute of Information and Computational Technologies CS MSHE RK, Almaty, Kazakhstan, amir\_ed@mail.ru

**Aisulu Ataniyazova**, master, Institute of Information and Computational Technologies CS MSHE RK, Al-Farabi Kazakh national university, Almaty, Kazakhstan, aisulu.ataniyazova@gmail.com

**Timur Merembayev**, PhD, Institute of Information and Computational Technologies CS MSHE RK, Almaty, Kazakhstan, merembaevt@gmail.com

**Lyailya Cherikbayeva**, PhD, Institute of Information and Computational Technologies CS MSHE RK, Al-Farabi Kazakh national university, Almaty, Kazakhstan, cherikbayeva.lyailya@gmail.com

**Dinara Kassymova**, PhD, Mukhametzhan Tynyshbayev ALT University Almaty, Kazakhstan, d.kassymova@alt.edu.kz

### SOIL SALINITY MAPPING IN THE SOUTHERN OF KAZAKHSTAN BASED ON SENTINEL-2 SATELLITE IMAGES

**Abstract.** This paper reflects the results of assessing the degree of salinity of soils in southern Kazakhstan based on Earth remote sensing technologies. The studies were conducted in the districts of Alakol, Shelek and Kunaev, located in the Almaty region. The classification of soils according to the degree of salinity was performed using indices calculated from data in Sentinel-2 spectral channels. Previously obtained field measurements and ground-based observations using the LightGBM machine learning algorithm were used to confirm the degree of soil salinity in areas identified on satellite images. Based on a comparative analysis of machine learning and remote sensing methods, it was found that they provide similar results for assessing soil salinity when the study area does not cover a large area of territory.

**Keywords.** Earth remote sensing, machine learning, soil salinity, spectral index, LightGBM, Sentinel-2.

\*\*\*\*\*