

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПОЧВЕННОГО ПОКРОВА МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ПО ДАННЫМ ВОЗДУШНОГО ЛАЗЕРНОГО СКАНИРОВАНИЯ

И.С. Князев¹⁾, А.А. Сазонов²⁾

¹⁾ *Белорусский государственный университет,
Минск, пр. Независимости, 4,
2203030, Беларусь, email: ivanknyazev0509@gmail.com*

²⁾ *Белорусский государственный университет,
Минск, пр. Независимости, 4,
2203030, Беларусь, email: alexey.szonov@gmail.com*

Цифровое моделирование и картографирование почвенного покрова является эффективным инструментом для планирования и оптимизации использования земель, а также решения экологических вопросов. Данное исследование направлено на определение пространственной дифференциации почвенного покрова на территории ГС "Западная Березина" с использованием методов машинного обучения и на основе цифровых моделей рельефа, полевых данных почвенных обследований и архивных картографических материалов.

Цифровое почвенное картографирование является крайне актуальной темой среди иностранных и отечественных учёных. Оно позволяет производить крайне быструю предобработку данных при составлении почвенных карт, чем значительно ускоряет и упрощает работу. Чем совершеннее будут методы цифрового почвенного картографирования, тем легче и быстрее будут составляться цифровые почвенные карты, которые являются залогом эффективного землепользования и земледелия.

Целью данного исследования является определить почвенный покров по типам почв и гидроморфизму почв, а также протестировать точность автоматизированного дешифрирования почвенного покрова с помощью машинного обучения.

Результаты данного исследования будут полезны для решения вопросов экологического мониторинга на данной территории.

Таким образом, это исследование представляет собой комплексный подход к изучению почвенного покрова на территории ГС "Западная Березина" с использованием современных методов цифрового моделирования и картографирования.

Ключевые слова. Воздушное лазерное сканирование, лидар, цифровое почвенное картографирование, машинное обучение, автоматизированное дешифрирование.

Цифровое почвенное картографирование стало набирать популярность после статьи Алекса МакБратни [1], где была изложена модель SCORPAN и была заложена основа цифрового почвенного картографирования. Цифровое моделирование и картографирование почвенного по-

крова является эффективным инструментом для планирования и оптимизации использования земель, а также решения экологических вопросов [3]. В данном исследовании классификация почвенного покрова производилась по методу «случайные деревья с обучением» в программе «ArcGIS Pro» [2]. В исходную модель в качестве эталонов загружались данные по 118 почвенным разрезам, отобранным в полевом этапе исследования. Для основы определения использовались 25 показателей среди которых морфометрические показатели рельефа и вегетационные индексы. Морфометрические показатели рассчитывались по цифровой модели рельефа (ЦМР) в программах «SAGS» и «ArcGIS Pro». ЦМР была получена при полевых работах в результате воздушного лазерного сканирования (LIDAR), лазерным сканером «DJI Zenmuse L1» с беспилотного летательного аппарата «DJI Matrice 300 RTK». Так как разрешение растра, полученного в результате воздушного лазерного сканирования, слишком крупное (0,3 м на пиксель) для данных задач, то растр генерализирован до разрешения космического снимка – до 3 м. Также в целях однородности данных растр был проведен через «Simpl Filtr» и «Gaussian Filter». Вегетационные индексы рассчитывались по данным космического снимка разрешением в 3 метра и 8-ю спектральными каналами. Космический снимок находился в открытом доступе и был сделан с аппарата «Planet Scope».

Показатели, использовавшиеся для анализа: уклон; общая кривизна поверхности; профильная кривизна поверхности; тангенциальная кривизна поверхности; кривизна казаратти; гауссова кривизна поверхности; кривизна контура; геодезическое кручение изолиний; направление потока; топографический позиционный индекс в радиусе 3, 5, 10, 15, 25, 50, 100, 150, 500 пикселей; топографический индекс влажности; индекс баланса геомассы; индекс сходимости (конвергенции); вегетационные индексы «MTVI2», «RTVICore», «SAVI».

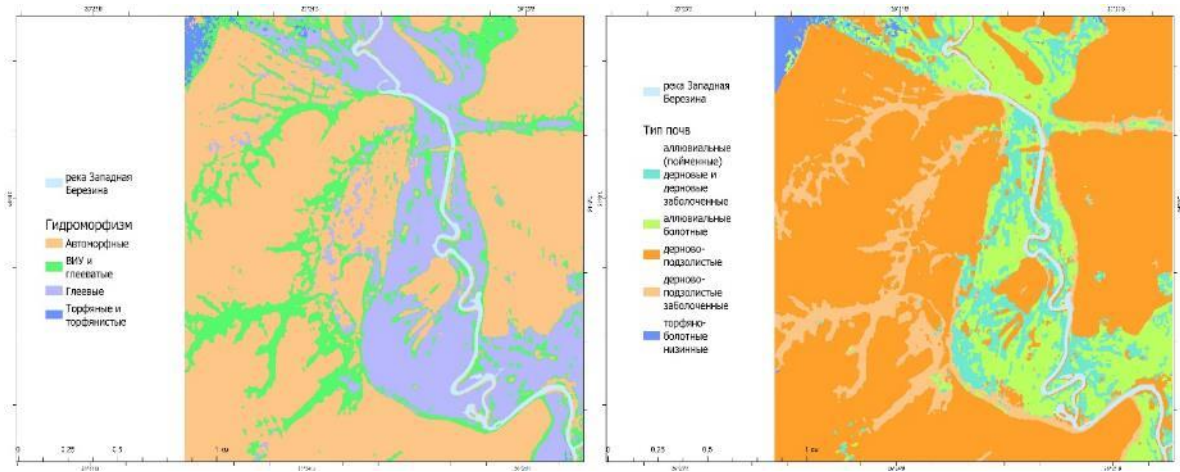
Так как основой для определения почвенного покрова являлись 118 почвенных разрезов, они были разделены на 4 группы по гидроморфизму (в скобках указано количество почвенных разрезов, отнесённых к группе): автоморфные (70), временного избыточного увлажнения и глееватые (33), глеевые (34), торфяные и торфянистые (9).

В результате классификации и проверки точности путем сравнения с эталонной почвенной картой было установлено, что точность определения по гидроморфизму почв составляет 68,83 %. Лучше всего прогнозируются автоморфные почвы, а хуже всего торфяные и торфянисто-глеевые.

Для определения почвенного покрова по типам почв разрезы были сгруппированы следующим образом (в скобках указано количество почвенных разрезов, отнесённых к группе): дерново-подзолистые (70), дер-

ново-подзолисты заболоченные (23), аллювиальные болотные (22), аллювиальные (пойменные) дерновые и дерновые заболоченные почвы (20), торфяно-болотные низинные (11).

Общая точность классификации составляет 63,63 %, лучше всего классификации поддаются дерново-подзолистые и аллювиальные болотные почвы. Связано это с тем, что их доля в площади почвенного покрова наибольшая.



Результат классификации почв по гидроморфизму и по типу

Точность определялась путем создания сети точек с интервалом в 10 метров и сопоставлением значения с эталонной карты с результирующим растром. При проведении анализа установлено, что больше всего на классификацию влияют такие факторы как уклон, топографический индекс позиции, вегетационный индекс SAVI.

В данном исследовании было показано, что прогнозное почвенное картографирование на основе машинного обучения способно достигать достаточно высокой точности в прогнозировании почвенного покрова как по гидроморфизму почв, так и по типам почв. Однако метод обучения модели и классификаций "случайных деревьев с обучением" в настоящее время недостаточно точен, чтобы полностью заменить работу человека. Тем не менее, он может быть использован для предварительной обработки данных и для определения наиболее важных показателей, которые могут повысить точность модели.

Таким образом, цифровое почвенное картографирование с использованием методов машинного обучения является мощным инструментом для прогнозирования почвенного покрова и создания почвенных карт. Однако для достижения наилучших результатов необходимо проводить дополнительные исследования и эксперименты, чтобы уточнить методики и выбрать наиболее важные показатели для обучения модели.

Библиографические ссылки

1. *McBratney A. B., Mendonça Santos M. L., Minasny B.* On digital soil mapping // *Geoderma*. 2003. №1–2. P. 3–52.
2. Классификатор произвольных деревьев с обучением (Image Analyst) // Esri. ArcGIS Pro. URL: <https://pro.arcgis.com/ru/pro-app/latest/tool-reference/image-analyst/train-random-trees-classifier.htm> (дата обращения: 05.01.2023).
3. *Флоринский И. В.* Картографирование почвы на основе цифрового моделирования рельефа (по данным кинематических GPS-съемок и почвенных наземных съемок) // *Исследование Земли из космоса*. 2009. №6. С. 56–65.