

(Украина); Оренбургская 14, Безор 2 (Оренбург); Северодонская 14 (Ростов). В ходе исследования соортообразцов коллекции ВНИИР на этих сортах пшеницы не было обнаружено визуальных признаков поражения вирусными заболеваниями [2].

Также необходимы карантинные меры, препятствующие распространению почвообитающих вирусов в новые регионы.

Библиографический список

1. Богоутдинов, Д.З. Вирусные заболевания зерновых культур в Самарской области / Д.З. Богоутдинов, Т.Б. Кастальева, Н.В. Гирсова // Вестник Оренбургского Государственного Университета. 2017. № 4(204). С. 46-52.
2. Глинушкин, А.П. Диагностика вирусных симптомов у сортообразцов озимой пшеницы из коллекции ВНИИР / А.П. Глинушкин [и др.] // Достижения науки и техники АПК. 2013. №2. С. 24-26.
3. Jezewska. M. Studies on cereal soil-borne viruses in Poland / M. Jezewska, K. Trzmiel // Journal of plant protection research. 2010. Vol. 50, №4. С. 527-534.
4. Ketta, H. First Report of Polymyxagraminis f. sp. temperata, a Vector of Soilborne Cereal Viruses in the Czech Republic / H. Ketta, M. Zouhar, P. Rysanek // Plant disease. 2011. № 95(3). С. 353

УДК 551.502.4

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ УРОЖАЙНОСТИ ОЗИМОЙ ПШЕНИЦЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Салмин Андрей Сергеевич, аспирант кафедры метеорологии и климатологии, факультет агрономии и биотехнологии, ФГБОУ ВО РГАУ-МСХА имени К.А. Тимирязева, adotsalmin@gmail.com

Аннотация: Рассмотрена возможность применения градиентного бустинга, в прогнозировании озимой пшеницы, относительно условий Ростовской области. Прогнозная модель строилась на основе метеорологической информации, данных NDVI, и урожайности полученных за период с 2000 по 2019 гг. Относительная ошибка модели составила 18%.

Ключевые слова: Озимая пшеница, машинное обучение, градиентный бустинг, NDVI, ГТК (им. Селянинова).

На фоне современных тенденций глобальных изменений климата, увеличивается потребность в информировании о складывающихся агрометеорологических условиях и установлении количественных, а также качественных взаимосвязей между зарегистрированными флуктуациями климата и продуктивностью агроландшафта [1]. Возможность проведения оценки ожидаемых условий вегетационного периода сельскохозяйственных растений, позволяет организовать превентивные меры по минимизации ущерба

растениеводческой продукции. Однако, степень достоверности оценки ожидаемых условий периода вегетации во многом зависит от методики расчета и объективности учета комплекса факторов внешней среды, влияющих на продукционный процесс растений.

В качестве интегральной характеристики ожидаемых агрометеорологических условий вегетационного периода, в данном исследовании рассматривается урожайность озимой пшеницы. Следовательно, целью настоящей работы является оценка эффективности использования градиентного бустинга, как метода машинного обучения, в прогнозировании районной урожайности озимой пшеницы на территории Ростовской области на основе комплексирования наземной и спутниковой информации.

Использование технологий машинного обучения в оперативной агрометеорологической практике не распространено. Основными методами, используемых для решения задач прогнозирования в агрометеорологии являются методы из области прикладного регрессионного анализа: линейный, компонентный, гребневой, робастный анализы [2]. Недостатком таких методов является привязанность весов регрессионных моделей, полученных в процессе статистического анализа данных, к определенным почвенным-климатическим зонам, и необходимость обновления коэффициентов при изменении климатической обстановки. Для достижения адаптивности прогностической модели к различным почвенным-климатическим условиям в машинном обучении существует подход к решению задач обучения через ансамблирование моделей.

Особенностью ансамблевых моделей является использование нескольких обучающихся алгоритмов с целью повышения лучшей эффективности прогнозирования, чем можно было бы получить от каждого обучающегося алгоритма по отдельности.

Среди основных идей композиции обучающих алгоритмов выделяется Бустинг. Данная идея заключается в последовательном построении композиции алгоритмов машинного обучения, таким образом, чтобы каждый следующий алгоритм стремился компенсировать недостатки композиции на предыдущем шаге [3].

Одним из разновидностей бустинга является градиентный бустинг. Данная техника используется для задач регрессии и классификации, которая строит модель предсказания в форме ансамбля относительно слабых и простых предсказывающих моделей, обычно деревьев решений.

Композиция моделей выглядит следующим образом (формула 1):

$$\overline{a_N(x)} = \sum_{n=1}^N \overline{b_n(x)} \quad (1)$$

где $\overline{a_N(x)}$ - композиция из N алгоритмов, $\overline{b_n(x)}$ - базовый n-ый алгоритм.

При инициализации первоначальный базовый алгоритм $\overline{b_n(x)}=0$. В процессе обучения на каждой итерации вычисляется новый базовый алгоритм $\overline{b_n(x)}$. Для того, чтобы понимать какой именно должен быть базовый алгоритм на шаге N, вводится функция ошибки (формула 2):

$$err(a) = \sum_{i=1}^l L(y_i, a_{N-1}(x_i) + b(x_i)) \rightarrow \min_b \quad (2), \text{ где}$$

L - это функция потерь, измеряющая ошибку на одном объекте.

Из формулы 2 следует, что оптимальным базовым алгоритмом будет тот, кто сможет максимально уменьшить ошибку на предыдущих итерациях.

Для осуществления алгоритма градиентного бустинга, было принято решение проводить вычисления в программной среде Python с использованием научно-популярных библиотек: Numpy, Pandas, XGBoost, Matplotlib.

В рамках исследования, в качестве исходных материалов, характеризующие урожайность озимой пшеницы, использовались данные о вегетационном индексе NDVI и метеорологической информации по Сальскому, Цимлянскому, Миллеровскому и Азовскому районам. Данная информация была предоставлена сотрудниками отдела агрометеорологических прогнозов Гидрометцентра России, в свою очередь, сведения об урожайности озимой пшеницы были предоставлены сотрудниками отдела информационно-статистических услуг Ростовстат.

Выбор перечисленных муниципальных районов обусловлен их особенностями агрометеорологических характеристик, поскольку они расположены в разных почвенно-климатических зонах Ростовской области. Таким образом, достигается учет вариативности агрометеорологических параметров и значений вегетационного индекса исследуемой территории, при формировании прогностической модели для районной урожайности озимой пшеницы.

Поскольку целью данной работы является оценка возможностей применения градиентного бустинга в задачах агрометеорологии, было принято решение в рамках контрольного тестирования рассмотреть временной отрезок вегетационного периода озимой пшеницы, охватывающий апрель и май. Согласно средним многолетним фенологическим наблюдениям, в условиях Ростовской области данный период является критическим периодом развития растения, а именно от выхода в трубку до цветения. В этот период экстремальные условия погоды могут негативно сказываться на продукционном процессе развития растения, что позволит прогностической модели учесть особенности периода.

При первичном статистическом анализе были получены следующие агрометеорологические параметры за период апрель-май: сумма активных температур (САТ), усредненный ГТК (им. Селянинова), усредненный дефицит влажности воздуха (ДВВ), сумма осадков(ΣO) (Таблица).

Таблица

Осредненные значения исходных данных за период с 2000 по 2019 гг. с апреля по май

Район	САТ, °C	ГТК	ДВВ, гПа	ΣO , мм	NDVI avg	NDVI _{max}	NDVI _{min}	Урожай-ность, (ц/га)
Миллеровский	692,673	0,925	8,191	48,391	0,734	0,876	0,263	29,155
Цимлянский	700,842	0,907	8,068	54,305	0,518	0,745	0,207	26,937
Азовский	782,079	0,87	8,137	56,047	0,759	0,865	0,245	40,437
Сальский	765,184	0,849	7,994	50,689	0,746	0,859	0,242	33,442

Исходя из представленных данных в таблице, следует отметить, что Цимлянский район по показателю вегетационного индекса, имеет наименьшее значение осредненного NDVI за период апрель-май. Такое явное отклонение, на фоне относительно однородных агрометеорологических условий среди перечисленных районов в Таблице, может быть спровоцировано влиянием агротехнического фактора, нежели агрометеорологического.

Примечательно, Цимлянский и Азовские районы, имеют схожие значения агрометеорологических параметров, однако, уровень урожайности и NDVI имеют достаточно сильные различия. Такая несогласованность может быть обусловлена разницей в количестве посевных площадей, уровнем культуры земледелия, а также сортовыми особенностями выращиваемых культур, что несомненно следовало бы учитывать в прогностической модели.

Для построения прогностической модели в качестве предикторов использовались сумма осадков, ГТК, САТ, ДВВ, средний NDVI, максимальный и минимальный NDVI за период с апреля по май.

Набор исходных данных был разбит на два множества: обучаемый, контрольный, в соотношении 75:25. Общий размер исходных данных составил 68 наблюдений, из них 51 - размер обучаемого набора, и 17 - размер контроля. В качестве оптимизатора использовался алгоритм Tree-Structured Parzen Estimators (ТРЕ), позволяющий определять оптимальный значения гиперпараметров градиентного бустинга, такие как максимальное число слоев дерева, минимальное число наблюдений в узле, норму обучения, число деревьев в лесу. В качестве критерия качества использовалась квадратичное отклонение, для метрики при валидации использовалась MAE (mean absolute error). Ход обучения представлен на рисунке.

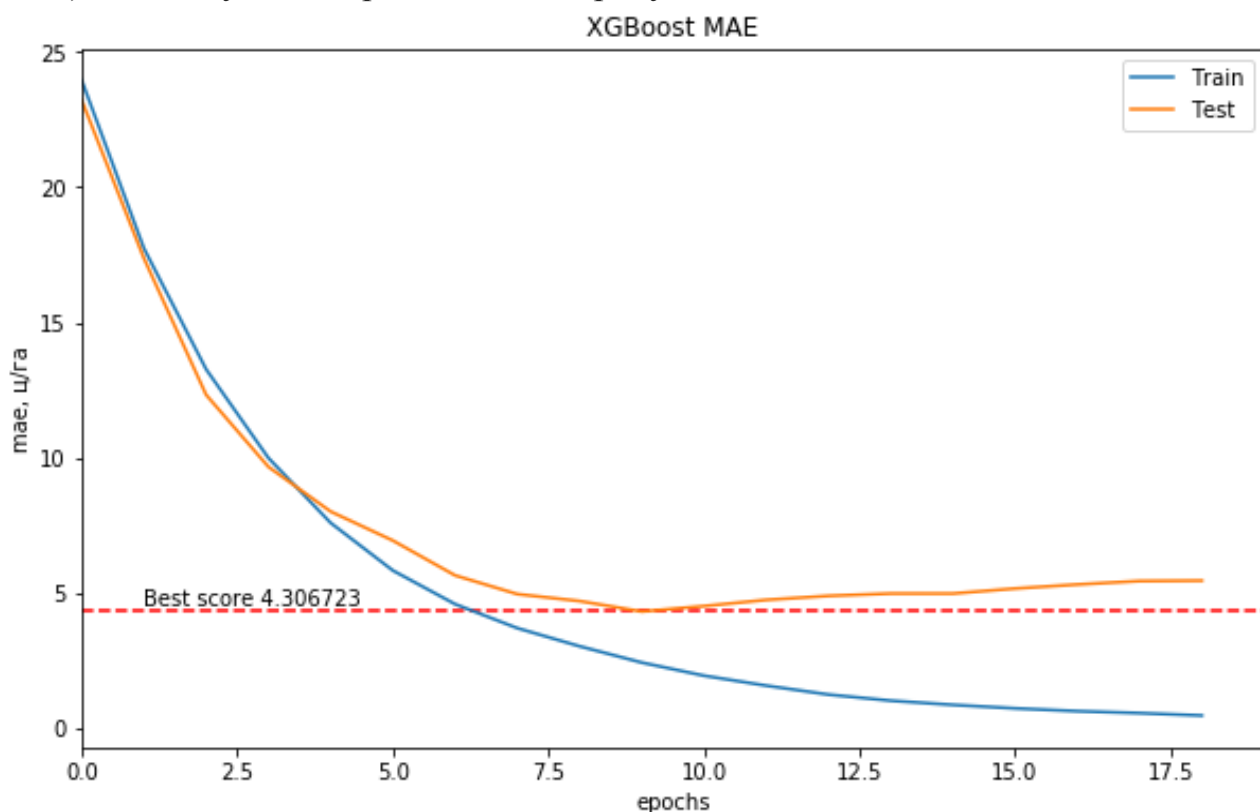


Рис. Ход обучения градиентным бустингом

На 9 эпохе обучения модель перестала обучаться достигнув наилучшего результата средней абсолютной ошибки 4.3 ц/га. Оправдываемость прогноза при данной ошибке составила 82%, относительная ошибка соответственно 18%. Следует отметить, на последующих эпохах модели проявляется эффект переобучения, однако модель использовала гиперпараметры полученные на 9 эпохе.

На основании полученной относительной ошибки в 18% при заблаговременности два месяца, можно сделать вывод о применимости метода машинного обучения, однако, следует расширить набор входных параметров, также следует учесть условия осеннего и весенне-летнего периодов. Необходимо также использовать данные по запасам продуктивной влаги в почве.

Библиографический список

1. Грингоф И. Г., Клещенко А. Д. Основы сельскохозяйственной метеорологии. Том 1 – Обнинск: ВНИИГМИ-МЦД – 2011 – 808 с.
2. Лебедева В.М., А.И. Страшная. Основы сельскохозяйственной метеорологии. Том 2. Методы расчетов и прогнозов в агрометеорологии. Книга 2. Оперативное агрометеорологическое прогнозирование. Обнинск: ФГБУ "ВНИИГМИ-МЦД", 2012. – 2016 с.
3. Мартин О. Байесовский анализ на Python / пер. с англ. А.В. Снастина. – М.: ДМК Пресс, 2020. – 340 с

УДК 633.853

ROLE OF ASCOBIN AS AN ANTIOXIDANT IN ENHANCING PLANTS GROWTH

Nowar M.E., Postgraduate Student, RUDN, mnowar2000@gmail.com
Vvedenskiy V.V., Associate Professor, RUDN, vaval-ved@yandex.ru

Abstract: *Nowadays we are experiencing significant climate change, especially as it affects the natural growth of agricultural crops, either directly or indirectly and thus leads to a decrease in their productivity. In this concern, antioxidants have synergistic effects on the growth and productivity of many plant species. Antioxidants are natural and safe compounds that prevent oxidation that can produce free radicals. Foliar application with antioxidants helps crop crops to resist environmental stresses and restore their capacity, thus obtaining the highest possible yield.*

Keywords: *climate change; ascobin; antioxidants; free radicals.*

Introduction. Climate change impacts on most sectors, especially the agricultural sector, and therefore its impact on the economies of countries, especially developing ones. Climate change consider one of the biggest research challenges currently facing plant biologists, agricultural scientists and conservation biologists. With global greenhouse gas emissions expected to continue to rise in the foreseeable