

Гиперспектральные и тепловые изображения в ранней диагностике засухи растений пшеницы с помощью ХАИ

М.А. Лысов

Нижегородский Государственный Университет им. Н.И. Лобачевского
Нижегород, Россия
internal_horizon@mail.ru

В.Е. Турлапов

Нижегородский Государственный Университет им. Н.И. Лобачевского
Нижегород, Россия
vadim.turlapov@itmm.unn.ru

Аннотация—Исследованы возможности вегетационных индексов (ВИ) гиперспектрального изображения (HSI) и теплового инфракрасного (TIR) в ранней диагностике засухи растений пшеницы. Рассмотрены 5 ВИ и TIR, для характеристики которых выбраны 5 статистических признаков их гистограмм: max, min, max-min, mean, std. На основе однослойного перцептрона (SLP) построен классификатор состояния растения, с помощью которого установлено, что признаки индекса NDVI достаточны для ранней диагностики засухи пшеницы. Построенный SLP классификатор обладает свойствами объяснимого ИИ.

Ключевые слова— обработка гиперспектральных изображений, ранняя диагностика, стресс засухи растений, объяснимый искусственный интеллект.

1. ВВЕДЕНИЕ

В интересах точного земледелия исследована задача ранней диагностики засухи растений по изображениям с гиперспектральных (HSI) и Thermal IR (TIR) сенсоров, которыми сегодня оснащаются квадрокоптеры. TIR-сенсоры выбраны с целью фиксации температуры листа, повышением которой является самым ранним признаком условия стресса. HSI использовались как источник множества вегетационных индексов, контролирующих наличие и состояние зеленой массы, влажности.

Наиболее эффективными методами решения задач точного земледелия являются сегодня методы искусственного интеллекта (ИИ) [1], [2], [3]. Однако, самыми актуальными свойствами применяемых сегодня моделей ИИ, становятся надежность и объяснимость решений ИИ, являющиеся основными признаками объяснимого ИИ (ХАИ). Объяснимость и надежность часто являются следствием обработки больших объемов данных [4],[5]. Но чаще, достаточно правильно преобразовать данные, чтобы построить объяснимый вектор признаков, а затем нейронную сеть, ориентированную на классификацию или регрессию по этим признакам. Исследовать построенную сеть на надежность решения. Что и является задачей данной работы.

2. ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ И НАТУРНЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ

Проведен эксперимент по наблюдению за стрессом засухи растений пшеницы в течение 25 дней с фиксацией состояния растений через 2-3 дня [6]. Наблюдались растения в 3 ящиках по 30 горшков с растениями в каждом: 15 слева поливались; 15 справа не поливались. Состояние растений регистрировалось с направления 90°

к поверхности с помощью трех камер (сенсоров): гиперспектральной (HSI) - Specim IQ (range: 400-1000 nm, spectral resolution: 7nm, channels: 204; 512x512 pix); тепловой ИК (TIR) - Thermal imager Testo 885-2; RGB высокого разрешения. Общий объем - 72ГБ. В ходе эксперимента зафиксированы разности неполиваемых и поливаемых растений в температуре (по изображениям TIR) и в потере воды (%), через взвешивание растений), в 1, 3, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 19, 22, 25 дни эксперимента. Зафиксированы следующие пороговые изменения состояния растений по сравнению с контрольными: 1) через 5 дней - повышение средней температуры растений на 0,2 градуса; 2) через 11 - начало потери воды растением (около 8% объема воды). Первый признак, подъем температуры растения, является самым ранним свидетельством стресса засухи, проходящего еще без потери воды и видимых изменений зеленой массы. Детектирование стресса растения до наступления потери воды соответствует критерию «раннее» детектирование.

3. ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ РАННЕЙ ДИАГНОСТИКИ ЗАСУХИ РАСТЕНИЙ

Для решения задачи ранней диагностики стресса в полевых условиях исследована эффективность следующих вегетационных индексов: 1) NDVI (normalized difference vegetation index); 2) GNDVI (green NDVI); 3) GCI (green chlorophyll vegetation index); 4) SIPI (structure insensitive pigment vegetation index); 5)BLUE. В качестве шестого индекса присоединено также TIR-изображение. Следуя [6], при обучении модели на вход сети вместо изображений, решено подавать их статистические признаки: {max, min, max-min, mean, std}. Вычисления выполнялись по маске растений, на основе NDVI. На Рис.1 показаны интересные примеры поведения признаков:

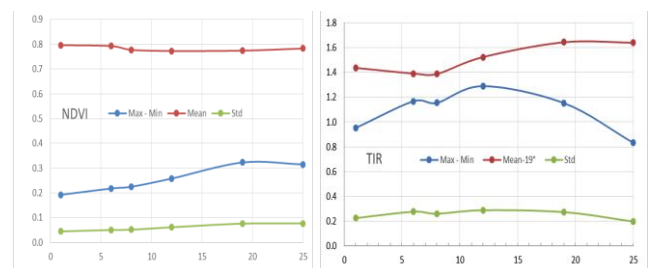


Рис. 1. Поведение признаков по дням эксперимента: а)NDVI и б)TIR

Для выполнения исследования эффективности классификации стресса засухи, по указанным выше индексам, использован классификатор на основе

полносвязной сети однослойного перцептрона (SLP_c). Число входов классификатора в итоге равно 6х5, число нейронов на скрытом слое выбрано равным числу исследуемых индексов, т.е. 6. В качестве классов на выходе установлены 6 дней, ключевых для раннего детектирования признаков засухи и полноты охвата срока эксперимента {1, 6, 8, 12, 19, 25}.

На классификаторе SLP_c исследована эффективность классификации указанных выше 6 дней для каждого признака. Обучение выполнялось на 30% пикселей под маской растений (маски построены автоматически по NDVI изображениям), а тестирование качества обучения, на оставшихся 70%. Для обучения использованы TIR изображений под маской растений в дни регистрации.

Продолжительность обучения на Intel Core i3-8130U, 2.2ГГц, 4 ядра, 4 Гб для каждому признаку порядка 1 секунды. Точность (Accuracy) оценена отдельно: по первым четырем дням {1,6,8,12}; по всем шести дням. Интересные лидерские величины показаны в Табл.1.

Таблица 1. ЭФФЕКТИВНОСТЬ ОБЕСПЕЧИВАЕМАЯ ОТДЕЛЬНЫМ ПРИЗНАКОМ

Признак	Точность (Accuracy)	
	Дни: 1, 6, 8, 12	Дни: 1, 6, 8, 12 + 19, 25
NDVI Min	0,75	0,75
NDVI Max – Min	1,0	0,83
NDVI Mean	0,625	0,58
NDVI Std	0,875	0,75
TIR Max – Min	0,75	0,66
BLUE Min	0,625	0,75
SIPI Max	0,75	0,66
SIPI Min	0,75	0,66
SIPI Max – Min	0,75	0,66

Обращает на себя внимание высокая эффективность признаков NDVI даже каждого в отдельности. Особенно NDVI Max – Min. Затем также на SLP_c, реализующей использование смеси индексов, исследована эффективность пар из наиболее эффективных признаков. При совместном использовании NDVI Max–Min и Std мы получаем точность 1.0 на всех днях классификации, благодаря монотонному поведению NDVI Std. Тот же эффект достигается при сочетании признаков TIR Max–Min и NDVI Std. Обе пары признаков имеют ясный биологический смысл. В итоге, в качестве классификатора ключевых дней ранней диагностики засухи пшеницы в полевых условиях удалось построить простую полносвязную нейронную сеть на принципах объяснимого искусственного интеллекта. Такую сеть можно построить на данных, как только одного HSI сенсора, так и на данных двух сенсоров HSI+TIR или TIR+Blue(RGB).

Наиболее близким к нашему state-of-the-art исследованием является [7]. В нем также для HSI, но без TIR, проведено исследование 9 индексов на основе HSI, а также средних сигнатур HSI-пикселей растений в качестве образов для каждого из дней испытаний {0,3,6,9,12,15,18,21,24} и производных от сигнатур. Отслежен также трек засухи в условиях обводненного орошения (T25). В качестве методов классификации использовались методы: RF, SVM, MLP (Multilayer Perceptron, с числом слоев от 1 до 5). Исследованием установлено, что часть индексов показывает себя на

ранних днях (до 9), другая - на поздних, но ни один из индексов не может быть использован для качественной диагностики во все дни и лучший, но не идеальный, результат дает смесь индексов. Результат близкий к идеальному дает использование MLP с кривыми средних HSI-сигнатур и их производных входов, обозначенные в [7] как DNN-Full, DNN-Deriv. Утверждается однако, что из-за использования гиперспектров как признаков необходимо обучение классификатора для каждого типа растений и, возможно, условий полива.

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исследованы возможности решения задачи ранней диагностики засухи растений пшеницы по данным гиперспектральных (HSI) и тепловых (TIR) изображений в интересах точного земледелия. В качестве инструмента исследования на основе Single Layer Perceptron построен исследовательский XAI классификатор SLP_c ключевых состояний: норма; начало повышения температуры листа без потери воды (6 день); начало потери воды (12 день); визуально выраженное высыхание (19, 25 дни). На входе классификатор принимает вместо изображения вектор признаков из 30 статистических параметров, по 5 для каждого индексного изображения, включая (max–min). Благодаря (max–min) индекс NDVI оказался наилучшим из индексов по эффективности в полевых условиях и достаточным для детектирования всех 6 ключевых дней с точностью 100% независимо от типа растений и конкретных условий засухи. Время обучения на Intel Core i3-8130U, 2.2ГГц, 4 ядра, 4 Гб порядка 1 сек. Архитектура XAI классификатора, может быть оптимизирована под тип используемого сенсора и индекса.

БЛАГОДАРНОСТИ

Работа выполнена при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации, соглашение № 075-15-2020-808.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Jha, K. A comprehensive review on automation in agriculture using artificial intelligence / K. Jha, A. Doshi, P. Patel, M. Shah // Artificial Intelligence in Agriculture. – 2019. – Vol. 2. - P. 1-12. DOI 10.1016/j.aiaa.2019.05.004.
- [2] Talaviya, T. Implementation of artificial intelligence in agriculture for optimisation of irrigation and application of pesticides and herbicides / T. Talaviya / Artificial Intelligence in Agriculture. – 2020. – Vol. 4. – P. 58-73. DOI 10.1016/j.aiaa.2020.04.002.
- [3] Pathan, M. Artificial cognition for applications in smart agriculture: A comprehensive review / M. Pathan // Artificial Intelligence in Agriculture. – 2020. – Vol. 4. – P. 81-95. DOI 10.1016/j.aiaa.2020.06.001.
- [4] Gorban, A.N. Blessing of dimensionality: mathematical foundations of the statistical physics of data / A.N. Gorban, I.Y. Tyukin // Philos. Trans. Royal Soc. A. – 2118. – Vol. 376. – P. 20170237.
- [5] Gorban, A.N. One-trial correction of legacy AI systems and stochastic separation theorems/ A.N. Gorban, R. Burton, I. Romanenko, I.Y. Tyukin // Information Sciences. – 2019. – Vol. 484. – P. 237-254.
- [6] Maximova, I. Study of xai-capabilities for early diagnosis of plant drought / I. Maximova, E. Vasiliev, A. Getmanskaya, D. Kior, V. Sukhov, V. Vodeneev, V. Turlapov / IJCNN: International Joint Conference on Neural Networks, INNS, IEEE. – Shenzhen, China, 2021.
- [7] Dao, Ph.D. Plant drought impact detection using ultra-high spatial resolution hyperspectral images and machine learning / Ph.D. Dao // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. – 2021. – Vol. 102(8). – P. 102364. DOI: 10.1016/j.jag.2021.102364.