В настоящее время для анализа данных о состоянии сельхоз культур используются алгоритмы МО и НС. Основными их недостатками являются: сложность обработки ошибок и необъяснимость решений модели. Поэтому целью работы является создание простых XAI-блоков для ранней диагностики стрессовых состояний растений. Предлагается достичь ее в 2 этапа: Поиск эффективных моделей МО касательно данной предметной области и Создание XAI-блока на базе лучшей модели.

Чтобы определить возможности различных моделей МО решалась задача классификации на достаточно большом наборе данных в 6000 изображений листьев. Из изображений извлекались 3 типа признаков. Рассматривались два варианта извлечения признаков: локальный и глобальный, и два «источника» признаков: изображения в красным канале и NDVIG образы.

В результате классификации оказалось, что, глобальные признаки мало отличаются от локальных. Из 6 исследованных, лучшим классификатором оказался простейшая НС, с F-score: 83% - для красного канала; 87% - для NDVIG

Определившись с моделью, можно приступить к строительству XAI-блока.   
Для этого была поставлена новая задача ранней диагностики засухи у пшеницы. Для этого растения фиксировались камерами RGB и Termal IR. Сама задача решалась с точки зрения классификации - детектирования засухи и регрессии - определения дня засухи пшеницы. Использовались данные - самые простые для диагностики, - самые дешевые.

Для исследования выделены 4 основные направления XAI:

1. Использование классических МО
2. Интерпретация узлов сети как семантических понятий
3. Использование методов глубокого обучения в XAI.
   1. Визуализация внутренних нейронов
   2. Комплексное упрощение сети
   3. Контрастирование узлов сети как семантических понятий
4. Быстрая неитеративная коррекция ошибок

Далее поговорим о том, как мы реализовали каждый из данных пунктов

Первое это комплексное упрощение сети.   
Для достижения интерактивности обучение на изображениях заменено обучением на векторах признаков изображений. Вектор признаков включает в себя результаты типовой и специальной обработки изображений. Типовая обработка представлена двумя группами признаков: STAT и HIST - значения квантованной гистограммы. Специальная - группой GLCM, формализующей текстурные признаки. Такой переход к признаковому описанию объектов позволил интерпретировать узлы SLP как семантически понятия.

Поскольку теперь мы знаем семантику узлов сети, то теперь полезно визуализировать влияние признаков на принятие финального решения. Это можно сделать путем визуализации весов как отдельно для каждого признака, так и для группы признаков. И, например если есть параметризованный признак, то можно выбрать лучший параметр исходя из анализа весов.

Также данный XAI-блок обладает возможностью неитеративного упрощения структуры модели после обучения. А именно анализируя точность модели по числу нейронов в срытом слое и по группе признаков можно подобрать максимально простую и при этом эффективную модель.   
Такой моделью для NDVIT данных стал SLP(3) для любой группы, абсолютный max 100%, а для RGB данных стал SLP(1) для ALL или GLCM, абсолютный max 90%

Упрощения структуры возможно и для регрессора. Однако тут можно заметить, как группы признаков ведут себя в сообществах. Анализируя поведение кривой ALL в сравнении с STAT+HIST и GLCM можно увидеть, что концептуальные группы признаков, STAT+HIST и GLCM, работают как антагонисты. И можно сделать вполне логичный, но нетривиальный вывод, что объединение данных групп признаков не приведет к лучшему результату.

Также наш XAI-блок предполагает упрощение структуры SLP-регрессора при оптимизации точности. Оно осуществляется за счет того, что мы можем менять способ квантования изображений, который в свою очередь формирует признаки. Для этого вновь проводится оптимизация по числу скрытых нейронов, группам признаков + способу квантования. В работе рассмотрены 2 схемы квантования, ориентированные под распределения NDVIT и NDVIG.   
В результате самой простой и эффективной моделью для NDVIT стал SLP(3) при L=10, STAT+ HIST, абсолютный min RMSE=0.617

А при применения схемы квантования №2, самой простой и эффективной моделью для RGB данных стал SLP(3) при L=5, ALL, абсолютный min RMSE=2.3 дня

1. Всесторонне решена проблема диагностики ранней засухи растений с помощью простых моделей однослойного перцептрона (SLP).
2. Специальные интерактивные SLP-классификатор и SLP-регрессор: построены и оснащены инструментами XAI.
3. Изображения датасета заменены на векторы признаков, состоящие из групп STAT, HIST и GLCM.
4. SLP-узлы интерпретированы как семантические понятия в терминах групп признаков:  
    A. STAT; HIST - как общие понятия SLP-узлов (как группа в целом, так и отдельные признаки)  
    B. GLCM - как специальные понятия SLP-узлов (как группа в целом, так и отдельные признаки)

Для SLP-классификатора и SLP-регрессора, как XAI моделей, были реализованы:   
 A. Визуализация внутренних нейронов после обучения (веса и точность для каждого количества нейронов)  
 B. Комплексное упрощение сети (по количеству нейронов и семантическим концепциям)  
 C. Контрастирование узлов SLP как семантических концепций (и через уменьшение интервала квантования HIST)

Использование таких оптимизированных SLP-моделей возможно для быстрой неитеративной коррекции ошибок

XAI-возможности SLP-моделей исследованы и эффективно использованы для решения проблемы ранней диагностики засухи растений.