

Численное моделирование устойчивости цветовых признаков листьев винограда при изменении естественной освещённости

Сергей Самарин, Михаил Катаев, Роман Дьяченко

Аннотация— В работе рассматривается задача повышения устойчивости цветовых признаков листьев сельскохозяйственных культур к изменяющимся условиям естественной освещённости при мониторинге с использованием RGB-камер. Актуальность исследования обусловлена зависимостью регистрируемых значений цветовых каналов от интенсивности и спектрального состава солнечного излучения, геометрии съёмки, характеристик сенсора и состояния атмосферы. Такая изменчивость может снижать воспроизводимость результатов автоматизированного анализа изображений растений в полевых условиях. Предложена численная модель формирования сигнала цифровой камеры, учитывающая спектральное распределение солнечного излучения, спектральный коэффициент отражения листовой поверхности, спектральную чувствительность цветовых каналов сенсора, атмосферные параметры и положение Солнца. Модельные расчёты выполнены для условий Краснодарского края в течение светового дня. В качестве объекта рассмотрены два состояния листьев винограда: здоровое и поражённое. Для каждого состояния рассчитаны значения цветовых признаков в пространствах RGB, HSV и CIE Lab, а также проведена оценка их изменчивости при изменении условий освещения. В качестве показателя устойчивости использовано среднее стандартное отклонение компонент цветовых признаков. Сохранение диагностической информации оценивалось по коэффициенту стандартизированной межклассовой разделимости и нормированной дистанции между центрами классов. Проведено сравнение исходных данных и трёх классических методов цветовой нормализации: Gray World, White Patch и Shades of Gray. Установлено, что преобразование RGB-значений в пространства HSV и CIE Lab само по себе не обеспечивает инвариантности цветовых признаков к изменению естественной освещённости. В условиях принятой модели метод Gray World обеспечивает наименьшую временную изменчивость признаков и наибольшую межклассовую различимость здорового и поражённого листьев среди рассмотренных методов. Полученные результаты могут быть использованы для обоснования выбора метода предварительной обработки изображений при проектировании систем автоматизированного мониторинга состояния сельскохозяйственных культур.

Ключевые слова— Цифровые изображения, мониторинг, сельское хозяйство, цветовая нормализация, Gray World, White Patch, Shades of Gray, SPECTRL2

I. ВВЕДЕНИЕ

Методы обработки цифровых изображений играют важную роль в автоматизированном контроле состояния различных объектов и поверхностей, включая технические поверхности и растительные объекты. Практическая ценность таких систем определяется скоростью получения и обработки изображений, точностью оценки контролируемых параметров и возможностью снижения трудозатрат по сравнению с визуальным контролем человека. Зрительная система человека способна в определённой степени компенсировать изменения освещённости и ракурса наблюдения, тогда как регистрируемый цифровой камерой сигнал существенно зависит от физических условий съёмки. Интенсивность и спектральный состав освещения, характеристики сенсора, расстояние до объекта, ракурс наблюдения и состояние атмосферы влияют на яркость и цветовые характеристики пикселей. При недостаточной или изменяющейся освещённости возможно снижение яркости и контраста, потеря деталей и искажение цветопередачи, что затрудняет выделение информативных признаков, обнаружение и распознавание объектов. В этой связи особое значение приобретает разработка алгоритмов, обеспечивающих устойчивую оценку цветовых характеристик объектов в изменяющихся условиях освещения.

Одной из важнейших областей применения цифровых изображений является сельскохозяйственный мониторинг. В задачах сельскохозяйственного мониторинга цифровые изображения используются для анализа состояния растений и своевременного выявления поражения болезнями и вредителями. Практический опыт показывает, что одним из наиболее информативных индикаторов состояния сельскохозяйственных культур являются цветовые и яркостные характеристики листьев растений. [1,2]

Существующие технологии проведения сельскохозяйственного мониторинга опираются на визуальную оценку агрономом-экспертом. Такой подход имеет ряд ограничений и недостатков, среди которых - высокие человеческие трудозатраты, субъективность осмотра, невозможность масштабирования на большие сельскохозяйственные угодья. По этим причинам необходимо внедрение объективных, интерпретируемых и современных методов и технологий, которые позволят проводить мониторинг сельскохозяйственных полей.

Статья получена 23 августа 2026.

С. Самарин, аспирант ФРКТ МФТИ, e-mail: samarin.sv@phystech.edu

Общая последовательность формирования и обработки цифрового изображения при автоматизированном анализе состояния объектов представлена на рисунке 1.



Рис. 1 — Последовательность формирования и обработки цифровых изображений в задаче автоматизированного анализа состояния растений

В представленной последовательности характеристики источника освещения, оптические свойства исследуемой сцены и спектральная чувствительность цифровой камеры определяют формируемый сигнал изображения. На этапе подготовки изображений могут выполняться процедуры цветовой и яркостной нормализации, обеспечивающие снижение влияния изменяющихся условий съёмки на последующий анализ. В настоящей работе рассматривается часть указанной последовательности, связанная с моделированием формирования цветового сигнала RGB-камеры и оценкой устойчивости цветовых признаков листьев винограда при изменении условий освещения.

Цвет, форма и текстура относятся к основным визуальным признакам, используемым при анализе состояния объектов на цифровых изображениях. Для диагностики состояния растений особое значение имеют цветовые и яркостные характеристики листовой поверхности, поскольку они связаны с её спектральными свойствами и изменяются при физиологических нарушениях и поражении растений. Вместе с тем результаты визуальной оценки состояния растений специалистом могут зависеть от условий наблюдения, что ограничивает воспроизводимость результатов полевого мониторинга.

Несмотря на ограниченное спектральное разрешение, RGB-изображения широко применяются для выделения и анализа растительных объектов благодаря доступности цифровых камер, высокому пространственному разрешению и возможности использования цветовых признаков. Регистрируемый цифровой камерой сигнал в каналах R, G и B определяется не только спектральными свойствами исследуемого объекта, но и спектральным составом и интенсивностью освещения, спектральной чувствительностью сенсора, геометрией съёмки и состоянием атмосферы. Вследствие этого значения RGB-компонент, а также производных яркостных и цветовых признаков, могут изменяться при варьировании условий съёмки. Следовательно, для

практического применения RGB-камер в системах мониторинга необходимо определять признаки и методы предварительной обработки, обеспечивающие устойчивость результатов анализа к изменчивости освещённости.

Современные технологические решения в данной области, в основном, базируются на ресурсоемких моделях машинного обучения. Например, в работе Иторов [3] используется нейросеть семейства YOLO в сочетании с методом увеличения разрешения изображения Real-ESRGAN. Подход авторов показал высокую точность классификации изображений, полученных с беспилотных летательных аппаратов. Авторы [4] на основе гиперспектральных изображений листьев предложили комплексный подход к ранней диагностике заболеваний растений, включающий сегментацию листовой поверхности, извлечения текстурных признаков и классификацию с помощью глубокой сверточной нейросети. Такой подход позволяет достигать высокой точности классификации (91,35%) на первичных стадиях выявления болезней сельскохозяйственных культур. В работе авторов [5] предлагается CNN-архитектура, обученная на датасете листьев 6 культур, включающем 27 категорий и состояний. Подход авторов демонстрирует высокую точность порядка 99%. В работе авторов [6] реализовано дообучение архитектуры ConvNeXt-Tiny для комбинированной классификации состояния листьев чая и гибискуса с использованием интенсивных аугментаций, в частности: отражения, повороты, изменения яркости. Авторам удалось достичь точности классификации порядка 96%.

Необходимо отметить, что в большей части существующих современных решениях, высокая точность классификации состояния растений достигается либо за счет архитектуры нейронной сети, либо за счет широкого разнообразия обучающей выборки. При этом отсутствуют исследования по анализу влияния освещённости и спектрального состава освещения на цветовые и яркостные характеристики. Это обусловлено тем, что влияние изменчивых внешних условий компенсируется за счет эмпирической нормализации или аугментации обучающей выборки фотоизображений растений. Такие подходы позволяют достигать высокой точности классификации на конкретных датасетах, но могут быть ограничено интерпретируемы и переносимы на другие выборки фотоизображений, что является критичным для задач сельскохозяйственного мониторинга.

Поэтому в настоящей работе предлагается подход, в котором формирование цветовых признаков для диагностики состояния листьев растений опирается на модель процесса формирования сигнала камеры. В отличие от рассмотренных современных решений, в работе учитывается влияние спектра солнечного излучения и положения Солнца на регистрируемые RGB-значения для последующего обоснования цветовой нормализации и выбора цветовых пространств.

К классическим статистическим методам цветовой константности относятся Gray World, White Patch (Max-

RGB) и Shades of Gray. Gray World оценивает освещение по среднему отклику цветовых каналов сцены, White Patch — по их максимальным значениям, а Shades of Gray обобщает данные подходы посредством нормы Минковского. [7]

Цель настоящей работы состоит в количественной оценке влияния суточного изменения естественной освещённости на устойчивость цветовых признаков здоровых и поражённых листьев винограда, сравнении методов цветовой нормализации Gray World, White Patch и Shades of Gray, а также в проверке сохранения межклассовой различимости состояний после нормализации.

II. МЕТОДЫ И МАТЕРИАЛЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

В настоящей работе моделирование влияния освещённости на цветовые признаки изображений листьев выполнялось в приближенных условиях юга России. Объектом моделирования являлись листья винограда. В качестве географической привязки выбран район с координатами широты $45,061^\circ$ и долготы $38,875^\circ$, расположенный на высоте около 30 м над уровнем моря (Краснодарский край). Для расчёта положения Солнца и спектра освещения использовалась временная зона Europe/Moscow. Модельные расчёты проводились для даты 21.06.2026, что соответствует периоду максимальной дневной освещённости. Временной интервал охватывал светлое время суток с 06:00 до 18:00 с шагом 2 часа. Для каждого момента времени определялось положение Солнца и спектр падающего излучения.

Расчёт положения Солнца на небосводе, включая зенитный угол, азимут и высоту, выполнялся для каждого момента времени рассматриваемого интервала. Полученные угловые параметры использовались при расчёте спектрального распределения облучённости поверхности листа с помощью модели SPECTRL2. [8]

Формирование сигнала цифровой камеры рассматривалось как результат взаимодействия спектрального распределения падающего излучения $I(\lambda)$, спектрального коэффициента отражения листовой поверхности $\rho(x, y, \lambda)$, спектральной чувствительности сенсора $A_k(\lambda)$ и атмосферного пропускания $T(\lambda)$. Для каждого цветового канала $k \in \{R, G, B\}$ регистрируемый сигнал определялся интегрированием произведения указанных спектральных функций по диапазону длин волн. С учётом геометрии освещения и ориентации листовой поверхности сигнал камеры задавался выражением (1):

$$S_k(x, y, t) = \int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} A_k(\lambda) E(\lambda, t) \rho(x, y, \lambda) d\lambda, \quad k \in \{R, G, B\}. \quad (1)$$

где $S_k(x, y, t)$ — модельный сигнал, регистрируемый k -м цветовым каналом камеры для точки листовой поверхности с координатами (x, y) в момент времени t ;

$k \in \{R, G, B\}$ — индекс цветового канала камеры;

$A_k(\lambda)$ — спектральная чувствительность;

$E(\lambda, t)$ — спектральная облучённость поверхности листа в момент времени t , рассчитанная с использованием модели SPECTRL2;

$\rho(x, y, \lambda)$ — спектральный коэффициент отражения листовой поверхности;

λ — длина волны;

$\lambda_{\min}$ и $\lambda_{\max}$ — границы диапазона интегрирования.

Из выражения (1) следует, что сигнал в каждом канале RGB определяется спектральной чувствительностью камеры, спектральными свойствами листовой поверхности и спектральной облучённостью её поверхности. Спектральная облучённость $E(\lambda, t)$, рассчитанная моделью SPECTRL2, зависит от положения Солнца, геометрии поверхности и параметров атмосферы. Поэтому при изменении условий естественного освещения значения компонент R , G и B могут изменяться даже при неизменных спектральных свойствах исследуемого листа.

В численных экспериментах в модели SPECTRL2 поверхность листа предполагалась горизонтальной и ориентированной на юг (азимут 180°), альbedo подстилающей поверхность принималось равным 0,2. Атмосферное давление задавалось как 101325 Па, вертикальное содержание водяного пара — 1,5 см. общий озоновый слой — 0,31 см. Указанные параметры использовались в качестве входных параметров в модель SPECTRL2 для формирования спектрального распределения облучённости на плоскости поверхности листа в виде массивов длины волн и соответствующих значений спектра солнечного излучения $I(\lambda)$, и коэффициента пропускания атмосферы $T(\lambda, \square)$ которые далее использовались в выражении (1).

Также для анализа влияния освещённости на цветовые признаки использовались спектральные коэффициенты отражения, соответствующие 2-м состояниям листьев:

- здоровый (healthy).

- поражённый (diseased).

Модельные спектральные коэффициенты отражения здорового и поражённого листьев формировались на основе опубликованных экспериментальных спектральных данных. Форма спектра здорового листа винограда задавалась с учётом измерений листьев в диапазоне 400–1000 нм, приведённых в работе авторов [9]. Для задания спектральных различий поражённого листа использовались результаты авторов [10], в которых показано изменение отражательной способности инфицированных виноградных растений относительно здоровых в видимой и ближней инфракрасной областях спектра.

Модельные спектральные коэффициенты отражения типов листьев представлены на рисунке 2.

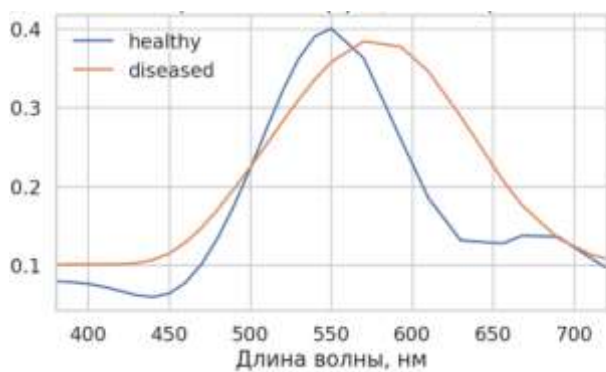


Рис. 2 – Спектральные коэффициенты отражения типов листьев

Особенностью RGB-изображений является формирование цветового сигнала посредством регистрации отражённого излучения в трёх широких спектральных каналах, соответствующих синей, зелёной и красной областям видимого диапазона. Значения сигналов в каналах R, G и B определяются спектральными свойствами исследуемой поверхности, спектральным составом освещения и спектральной чувствительностью сенсора. Поэтому для моделирования формирования цветового сигнала необходимо задать спектральные характеристики цветовых каналов цифровой камеры.

Для моделирования регистрации отраженного излучения цифровой камерой использовались аппаратные функции спектральной чувствительности 3-х цветовых каналов $A_k(\lambda)$, $k \in \{R, G, B\}$. В силу отсутствия измеренных характеристик конкретной камеры спектральная чувствительность каналов задавались в виде нормированных гауссовых функций по длине волны λ .

$$A_k(\lambda) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{\lambda - \mu_k}{\sigma_k}\right)^2\right) \quad (2)$$

После чего выполнялась нормировка на максимум (3):

$$A_k(\lambda) = \frac{\tilde{A}_k(\lambda)}{\max_{\lambda} \tilde{A}_k(\lambda)} \quad (3)$$

В указанном виде функции $A_k(\lambda)$ использовались в формуле (1) для вычисления модельных сигналов в каналах R, G, B.

На основе рассчитанных модельных значений R, G, B для каждого момента времени формировались признаки в различных цветовых пространствах. В первую очередь использовалось исходное цветовое пространство RGB, далее значения переводились в пространства HSV и CIE Lab.

Для анализа цветовых характеристик исследуемого объекта наряду с исходным пространством RGB целесообразно использовать иные цветовые пространства, в которых яркостная и цветовая составляющие представлены отдельными компонентами. В пространстве HSV цвет описывается параметрами оттенка H и насыщенности S, тогда как компонент V характеризует яркость. В пространстве

IE Lab компонент L соответствует светлоте, а компоненты a и b описывают цветовые координаты. Такое представление позволяет отдельно анализировать изменения яркостных и цветовых характеристик, однако не гарантирует полной устойчивости признаков к изменению условий освещения.

Для преобразования цветового пространства от RGB HSV сначала нормализуем значения RGB в диапазон [0,1] по формуле (4):

$$R' = \frac{R}{255}, G' = \frac{G}{255}, B' = \frac{B}{255} \quad (4)$$

Основные компоненты преобразования представлены в виде (5):

$$\begin{aligned} C_{\max} &= \max(R', G', B') \\ C_{\min} &= \min(R', G', B') \\ \Delta &= C_{\max} - C_{\min} \end{aligned} \quad (5)$$

R', G', B' — нормализованные значения цветовых каналов RGB, приведённые к диапазону [0, 1];

$C_{\max}$ — максимальное значение среди трёх цветовых каналов для рассматриваемого пикселя;

$C_{\min}$ — минимальное значение среди трёх цветовых каналов;

Δ — разность между максимальным и минимальным значениями каналов, характеризующая цветовую амплитуду (контраст) пикселя.

Вычисление значения Hue (H) выполняется по формуле (6):

$$H = \begin{cases} 0^\circ, & \text{если } \Delta = 0 \\ 60^\circ \times \left(\frac{B' - R'}{\Delta} \bmod 6\right), & \text{если } C_{\max} = R' \\ 60^\circ \times \left(\frac{B' - R'}{\Delta} + 2\right), & \text{если } C_{\max} = G' \\ 60^\circ \times \left(\frac{R' - G'}{\Delta} + 4\right), & \text{если } C_{\max} = B' \end{cases} \quad (6)$$

Вычисление значения (S) выполняется по формуле (7):

$$S = \begin{cases} 0, & \text{если } C_{\max} = 0 \\ \frac{\Delta}{C_{\max}}, & \text{иначе} \end{cases} \quad (7)$$

Вычисление значения Value (V) рассчитывается по формуле (8):

$$V = C_{\max} \quad (8)$$

Следующим шагом производилось преобразование в цветовое пространство CIE LAB (Lab). Данное цветовое пространство является перцептивно равномерным, то есть приближено к человеческому восприятию цветов. Компонента L соответствует яркости, а компоненты a и b соответствуют цветовым осям «красный-зеленый» и «желтый-синий» соответственно.

Преобразование происходит по следующему

алгоритму:

Для выполнения линейных цветовых преобразований исходные значения каналов sRGB подвергаются гамма-коррекции с целью перехода в линейное цветовое пространство Linear RGB. sRGB — стандартное нелинейное цветовое пространство RGB, используемое для представления цифровых изображений и требующее гамма-коррекции перед выполнением линейных преобразований. Linear RGB — линейная форма представления цветовых координат RGB, получаемая после удаления гамма-коррекции из пространства sRGB.

Линеаризация выполняется по формуле:

$$C_{linear} = \begin{cases} \frac{C}{12.92}, & \text{если } C \leq 0.04045, \\ (\frac{C+0.055}{1.055})^{2.4}, & \text{иначе} \end{cases} \quad C \in \{R, G, B\} \quad (9)$$

где:

C — нормализованное значение канала sRGB в диапазоне $[0,1]$

C_{linear} — линеаризованное значение канала.

После линеаризации выполняется переход в цветовое пространство CIE XYZ с использованием матрицы преобразования для стандартного источника освещения D65:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.4124564 & 0.3575761 & 0.1804375 \\ 0.2126729 & 0.7151522 & 0.0721750 \\ 0.0193339 & 0.1191920 & 0.9503041 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{linear} \\ G_{linear} \\ B_{linear} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Для последующего преобразования в пространство LAB координаты XYZ нормализуются относительно белой точки D65, соответствующей стандартному солнечному освещению:

$$X_n = 95.047, \quad Y_n = 100.000, \quad Z_n = 108.883 \quad (11)$$

Переход в пространство LAB выполняется по следующим выражениям:

$$\begin{aligned} L &= 116 \cdot f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16 \\ a &= 500 \cdot \left(f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right)\right) \\ b &= 200 \cdot \left(f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right)\right) \end{aligned} \quad (12)$$

Для анализа устойчивости цветовых признаков к изменению освещённости рассматривались как исходные (ненормализованные) признаки, так и признаки после цветовой нормализации.

Для сравнения использовалось три классических метода цветовой нормализации: Gray World, White Patch и Shades of Gray. В каждом случае в первую очередь по элементам модельной сцены оценивался вектор освещения $e(t) = [e_R(t), e_G(t), e_B(t)]$, после чего рассчитанные коэффициенты применялись к RGB-откликам здорового и пораженного листьев. Оценка освещения использовалась для обоих классов состояния

листа в каждый момент времени.

В методе Gray World оценка компоненты освещения в каждом цветовом канале определяется как среднее значение соответствующего канала по элементам модельной сцены:

$$e_k^{GW}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{ik}(t), \quad k \in \{R, G, B\} \quad (13)$$

где:

$I_{ik}(t)$ — значение k -го цветового канала i -го элемента модельной сцены в момент времени t ;

N — количество элементов сцены;

$e_k^{GW}(t)$ — оценка компоненты освещения в канале k

В методе White Patch оценка компоненты освещения в каждом цветовом канале принимается равной максимальному значению соответствующего канала среди элементов модельной сцены:

$$e_k^{WP}(t) = \max_{i=1, \dots, N} I_{ik}(t), \quad k \in \{R, G, B\} \quad (14)$$

В методе Shades of Gray оценка компоненты освещения определяется с использованием нормы Минковского порядка p . В настоящей работе использовалось значение $p = 6$:

$$e_k^{SoG}(t) = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{ik}^p(t) \right]^{1/p}, \quad p = 6, \quad k \in \{R, G, B\} \quad (15)$$

Для каждого из рассмотренных методов оценённые компоненты освещения использовались для расчёта поканальных коэффициентов и нормализации исходных RGB-откликов элементов модельной сцены:

$$I'_{ik}(t) = \text{clip} \left[I_{ik}(t) \frac{[e_R(t) + e_G(t) + e_B(t)]/3}{e_k(t) + \varepsilon}, 0, 1 \right], \quad k \in \{R, G, B\} \quad (16)$$

где:

$I_{ik}(t)$ — исходное значение k -го цветного канала i -го элемента модельной сцены в момент времени t ;

$I'_{ik}(t)$ — нормализованное значение k -го цветного канала i -го элемента модельной сцены в момент времени t ;

$e_R(t)$, $e_G(t)$, $e_B(t)$, — оценки компонент освещения, рассчитанные одним из 3-х методов цветовой нормализации;

ε — малая положительная константа, предотвращающая деление на ноль;

$\text{clip} [0,1]$ — ограничение результата диапазоном $[0;1]$

В каждый момент времени единый набор оценок освещения, полученный по модельной сцене, применялся к RGB-откликам как здорового, так и пораженного листа.

Для количественной оценки зависимости цветовых признаков от положения Солнца вычислялось стандартное отклонение каждой компоненты:

$$\sigma_{c,m,q,j} = \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T [x_{c,m,q,j}(t) - \mu_{c,m,q,j}]^2} \quad (17)$$

где:

$x_{c,m,q,j}$ — значение j -й компоненты в момент времени t ;

c — класс листа;

m — метод нормализации;

q – цветовое пространство;

T – число рассматриваемых моментов времени.

Среднее значение $\mu_{c,m,q,j}$ из выражения j -й компоненты из выражения (17) рассчитывается как:

$$\mu_{c,m,q,j} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_{c,m,q,j}(t) \quad (18)$$

В качестве интегрального показателя устойчивости признаков использовалось среднее стандартное отклонение 3-х компонентов соответствующего цветового пространства:

$$\bar{\sigma}_{c,m,q} = \frac{1}{3} \sum_{j=1}^3 \sigma_{c,m,q,j} \quad (19)$$

Чем меньше значение показателя из формулы (19), тем выше устойчивость признаков к изменению естественной освещенности.

Далее для оценки сохранения межклассовых различий между healthy и diseased рассчитывался показатель разделимости, учитывающий расстояние между средними значениями признаков и внутрикласовую временную изменчивость:

$$J_{m,q,j} = \frac{(\mu_{H,m,q,j} - \mu_{D,m,q,j})^2}{\sigma_{H,m,q,j}^2 + \sigma_{D,m,q,j}^2 + \varepsilon} \quad (20)$$

где:

H — healthy, D — diseased.

Интегральный показатель разделимости для каждого цветового пространства определялся усреднением значений показателя разделимости по соответствующим компонентам:

$$\bar{J}_{m,q} = \frac{1}{3} \sum_{j=1}^3 J_{m,q,j} \quad (21)$$

Чем выше значения средней разделимости тем более выражены различия между состояниями листьев относительно вариативности признаков в условиях моделируемой изменчивой освещенности.

Показатель из (21) характеризует различимость классов по отдельным компонентам цветового пространства. Однако для комплексной оценки взаимного расположения классов необходимо учитывать трехмерное представление состояний в пространстве признаков. Поэтому также определялась нормированная дистанция между центроидами классов healthy и diseased, учитывающая как расстояние между средними векторами признаков, так и внутрикласовый разброс.

Для расчета нормированной дистанции формировались трёхкомпонентные векторы средних значений признаков, соответствующие центроидам 2-х классов:

$$\mu_{c,m,q} = [\mu_{c,m,q,1}, \mu_{c,m,q,2}, \mu_{c,m,q,3}]^T \quad (22)$$

где $\mu_{c,m,q}$ – центроид класса c в цветовом пространстве q после применения метода нормализации m .

Внутрикласовый разброс характеризовался средним евклидовым расстоянием значений цветовых признаков

от соответствующего центроида класса:

$$S_{c,m,q} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \|x_{c,m,q}(t) - \mu_{c,m,q}\|_2 \quad (23)$$

Полученное значение из (23) характеризует среднюю удалённость цветовых признаков класса c от центра в рассматриваемом цветовом пространстве.

С учетом межклассового расстояния и внутрикласового разброса рассчитывалась нормированная дистанция между центроидами классов healthy и diseased:

$$D_{N,m,q} = \frac{\|\mu_{H,m,q} - \mu_{D,m,q}\|_2}{\frac{S_{H,m,q} + S_{D,m,q}}{2} + \varepsilon} \quad (24)$$

Показатель $D_{N,m,q}$ характеризует степень разделения классов относительно внутренней классовой различимости. Чем выше значение, тем более различимы состояния healthy и diseased.

В каждый момент времени единый набор оценок освещения, полученный по модельной сцене, применялся к RGB-откликам как здорового, так и поражённого листа.

На основе рассчитанных значений цветовых компонент в пространствах RGB, HSV и CIE Lab формировались векторы для каждого состояния виноградного листа. Для оценки влияния освещенности на устойчивость признаков рассматривались исходные, то есть ненормализованные признаки RGB_raw, HSV_raw, Lab_raw и нормализованные.

III. РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Для анализа устойчивости к освещенности цветовых признаков на первом этапе проанализированы модельные спектры облученности листа винограда в различные моменты суток. На рисунке 3 представлены спектральные изменения солнечного излучения в диапазоне 300-1000 нм для семи значений времени (06:00-18:00).

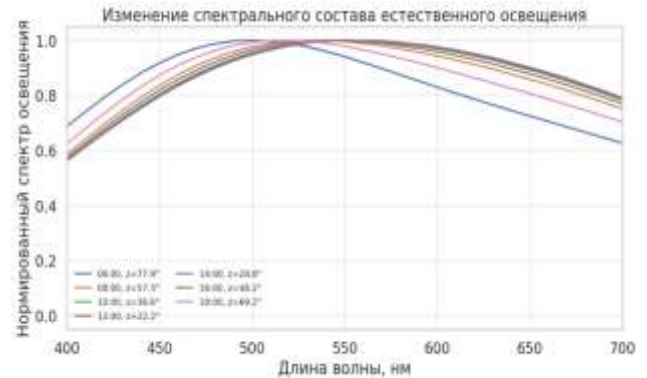


Рис. 3 – Моделируемые спектры солнечного излучения по SPECTRL2

Из рисунка 3 следует, что максимальные значения спектральной облученности наблюдаются в середине дня, тогда как минимальные показатели достигаются в

конце или начале наблюдаемого интервала времени. Дополнительно необходимо отметить, что в разное время дня лист освещается не совсем одинаковым составом света, что показано по небольшим изменениям кривых. Эти изменения спектрального состава освещения также влияют на устойчивость цветowych признаков.

Далее для количественной оценки устойчивости цветowych признаков к изменению естественной

Таблица 1 — Среднее стандартное отклонение компонентов цветowych признаков при изменении освещённости\

Состояние	Пространство	Без нормализации	Gray World	White Patch	Shades of Gray
Healthy	RGB	0,00289	0,00114	0,00215	0,00201
Healthy	HSV	0,00200	0,00080	0,00245	0,00239
Healthy	CIE Lab	0,20791	0,10073	0,33471	0,35481
Diseased	RGB	0,00516	0,00136	0,00346	0,00252
Diseased	HSV	0,00358	0,00086	0,00313	0,00216
Diseased	CIE Lab	0,51015	0,11834	0,39589	0,42622

Как следует из анализа данных таблицы 1, обеспечивает минимальную среднюю изменчивость во всех вариациях состояния листа и цветowego пространства метод Gray World. Для здорового листа снижения среднего стандартного отклонения составляет 60,6% в RGB, в HSV 60,0 и 51,6% в CIE lab. Для пораженных листьев снижение составило более 70% в каждом цветовой пространстве. Другие методы нормализации также уменьшают вариативность части признаков, однако не так эффективно как Gray World.

Необходимо отметить, что снижение временной изменчивости цветowych признаков не является достаточным условием эффективности метода нормализации, поскольку уменьшение разброса внутри

освещенности для каждого состояния листа, цветowego пространства и метода нормализации рассчитывалось среднее стандартное отклонение 3-х компонент вектора на рассматриваемой временном интервале. Результаты расчетов представлены в таблице 1.

классов может сопровождаться снижением различий между здоровыми и пораженными листьями. По данной причине также проведена оценка межклассовой различимости между состояниями healthy и diseased. Результаты расчёта приведены в таблице 2

В условиях принятой численной модели метод Gray World обеспечил наибольшее снижение временной изменчивости цветowych признаков и наибольшую межклассовую различимость здорового и поражённого листьев среди рассмотренных методов нормализации.

Таблица 2 — Показатели различимости healthy и diseased после цветовой нормализации

Метод	$\bar{J}$, RGB	D_N , RGB	$\bar{J}$, HSV	D_N , HSV	$\bar{J}$, CIE Lab	D_N , CIE Lab
Без нормализации	14,73	41,30	9,08	29,96	25,15	39,40
Gray World	97,17	213,95	165,91	213,96	116,13	250,80
White Patch	45,54	87,87	92,19	35,78	44,61	62,07
Shades of Gray	85,12	106,06	43,79	54,43	31,65	65,87

Далее для оценки изменчивости значений каналов R, G, B по отношению к положению Солнца, а также для анализа насколько Gray World эффективно усиливает устойчивость цветowych признаков на условия освещенности построены графики зависимости нормированных откликов RGB от зенитного угла

Солнца для 2-х состояний растений. Поскольку Gray World продемонстрировал минимальную временную изменчивость и максимальную межклассовую различимость, далее для визуального анализа представлены зависимости цветowych компонент до и после применения данного метода. Такой график представлен на рисунке 4.

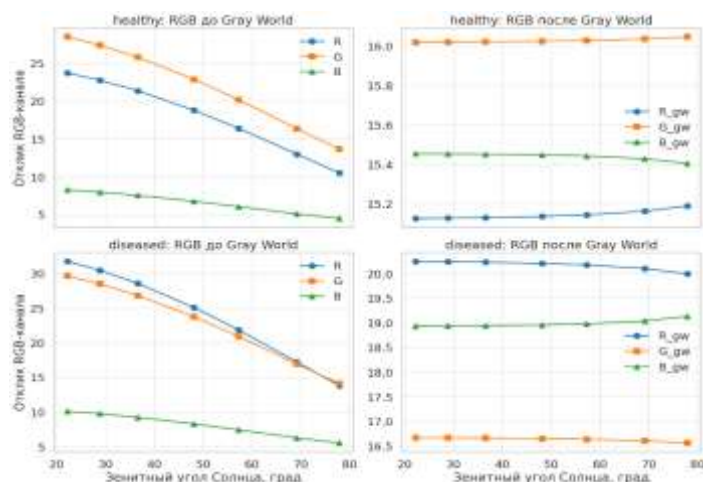


Рис. 4 – График зависимости RGB компонент до и после «Серого мира» («Gray World»)

На рисунке 4 наблюдается выраженная зависимость нормированного RGB-отклика от зенитного угла Солнца. С увеличением угла Солнца значение яркости уменьшается. Применение «Серого мира» значительно снижает влияние освещенности на цветовые признаки – для обоих классов листьев наблюдается высокая устойчивость признаков к положению Солнца.

На следующем этапе для анализа устойчивости признаков значения RGB были преобразованы в цветовые пространства HSV и CIE Lab. График зависимости компонент HSV и CIE Lab в зависимости от угла Солнца представлен на рисунке 5.

На рисунке 5 видно, что составляющие HSV и CIE

Lab показывают умеренную зависимость от положения Солнца. Это указывает на то, что перевод стандартного RGB пространства в другие цветовые кодировки не устраняет проблему зависимости яркости от внешних условий. Применение «Серого мира» в HSV и CIE Lab значительно снижает влияние освещенности на цветовые признаки – все 2 класса листьев остаются устойчивыми к положению Солнца.

Таким образом, результаты моделирования показали, что признаки в пространствах RGB, HSV и CIE Lab без предварительной нормализации остаются чувствительными к изменениям условий освещения.

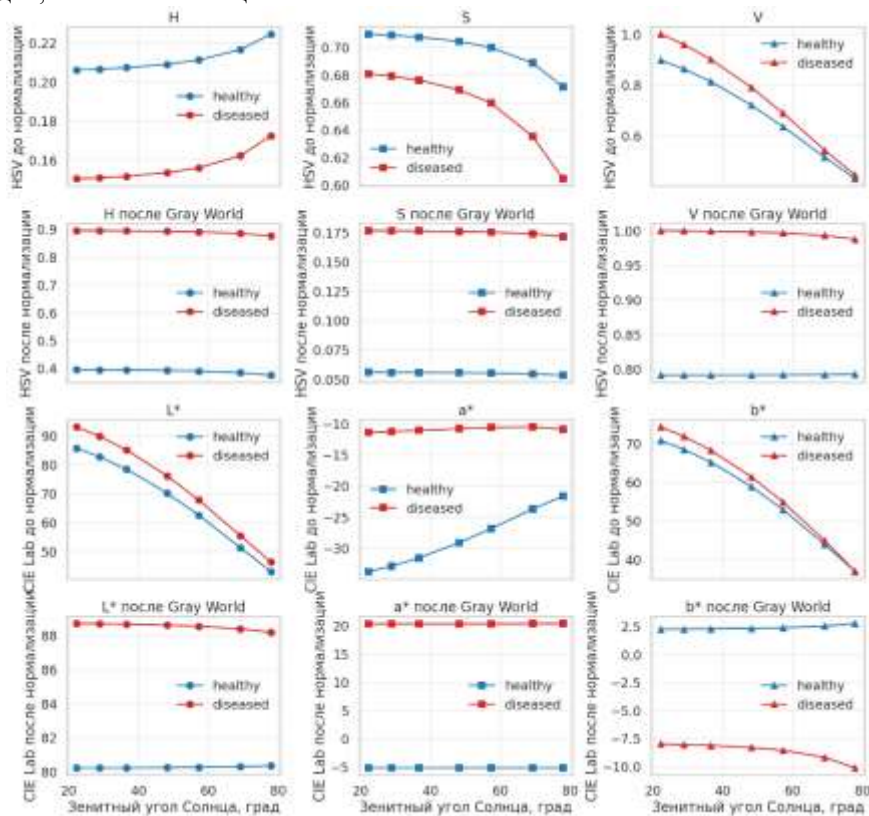


Рис. 5 – График изменчивости компонент HSV и CIE Lab в зависимости от положения Солнца

В свою очередь, применение цветовой нормализации методом «Серый мир» практически полностью устраняет влияние освещенности на устойчивость признаков. Это указывает на необходимость этапа цветовой нормализации для систем полевого мониторинга сельскохозяйственных культур, в которых необходимо снизить влияние изменяющейся освещенности на результаты анализа изображений.

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящей работе рассмотрена задача нахождения инвариантных признаков ко внешним условиям освещения. Смоделирован процесс движения Солнца в приближенных условиях Краснодарского края в летний период. На основе полученных данных выявлено, что переход к другим цветовым пространствам не устраняет проблему зависимости от освещения. В свою очередь, «Серый мир» значительно повышает устойчивость признаков, что обосновывает внедрение этапа цветовой нормализации в системах сельскохозяйственного мониторинга, где входными данными являются цифровые изображения растений.

Научная новизна работы состоит в получении сравнительных количественных оценок влияния методов Gray World, White Patch и Shades of Gray на временную устойчивость цветочных признаков модельных состояний листьев винограда и на их межклассовую различимость при суточном изменении естественной освещенности. В отличие от оценки только внутриклассовой вариативности, предложенная схема сопоставления одновременно учитывает среднее стандартное отклонение компонент признаков, стандартизованную межклассовую разделимость и нормированную дистанцию между центроидами классов в пространствах RGB, HSV и CIE Lab. В условиях принятых спектральных и атмосферных параметров установлено, что Gray World среди рассмотренных методов обеспечивает наименьшую временную изменчивость при сохранении наибольшей межклассовой различимости.

Теоретическая и практическая значимость исследования заключается в выявлении чувствительности цветочных признаков растений к внешним условиям освещения и в обосновании включения этапа нормализации методом «Серый мир» в алгоритмы обработки изображений виноградников и других сельскохозяйственных культур.

Следует отметить, что установленные закономерности относятся к условиям принятой численной модели: заданным спектрам отражения здорового и пораженного листа, параметрам атмосферы, характеристикам RGB-сенсора и отсутствию факторов реальной съёмки, включая пространственную неоднородность листовой поверхности, затенение, блики, шум матрицы, автоматическую экспозицию и встроенный баланс белого. Экспериментальная проверка на полевых данных является самостоятельным следующим этапом исследования.

Практическая ценность работы состоит в использовании численной модели для обоснованного выбора метода цветочной нормализации при проектировании систем мониторинга состояния

растений. Модель позволяет до проведения натурных испытаний сравнивать алгоритмы по двум критериям: устойчивости цветочных признаков к изменению освещения и сохранению различимости диагностируемых состояний.

Перспективы развития исследования включают применение методики на других сельскохозяйственных культурах, включение в анализ реальных полевых данных, а также оценку влияния нормализации освещенности на работу классификаторов машинного обучения.

БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] Комкова С. С., Косолапова Е. В., Косолапов В. В. Информационная система для автоматизации исследований агрохимических показателей почвы // *International Journal of Open Information Technologies*. 2023. Т. 11, № 1. С. 70–78.
- [2] Куприяновский В. П., Липунцов Ю. П., Гринько О. В., Намиот Д. Е. Агрокультура 4.0: синергия систем, онтологий, Интернета вещей и космических технологий // *International Journal of Open Information Technologies*. 2018. Т. 6, № 10. С. 46–67.
- [3] Belmir M., Difallah W., Ghazli A. Improved plant leaf disease detection architecture using unmanned aerial vehicle images and hybrid YOLOv11 // *Egyptian Informatics Journal*. 2026. Vol. 34. Art. no. 100941. DOI: 10.1016/j.eij.2026.100941.
- [4] Swaraj S., Apama S. Water Wheel Plant Dingo Optimizer enabled deep convolutional neural network for disease detection using hyperspectral leaf image // *Infrared Physics & Technology*. 2024. Vol. 142. Art. no. 105522. DOI: 10.1016/j.infrared.2024.105522.
- [5] Tiwari V., Joshi R. C., Dutta M. K. Dense convolutional neural networks based multiclass plant disease detection and classification using leaf images // *Ecological Informatics*. 2021. Vol. 63. Art. no. 101289. DOI: 10.1016/j.ecoinf.2021.101289.
- [6] Billah M. M., Sagor S., Uddin M. S. A comprehensive combined dataset on Hibiscus and Tea plant leaf disease images for classifications // *Data in Brief*. 2026. Vol. 64. Art. no. 112357. DOI: 10.1016/j.dib.2025.112357.
- [7] Finlayson G. D., Trezzi E. Shades of Gray and Colour Constancy // *Proceedings of the 12th Color and Imaging Conference*. 2004. P. 37–41. DOI: 10.2352/CIC.2004.12.1.art00008.
- [8] Bird R. E., Riordan C. Simple Solar Spectral Model for Direct and Diffuse Irradiance on Horizontal and Tilted Planes at the Earth's Surface for Cloudless Atmospheres // *Journal of Climate and Applied Meteorology*. 1986. Vol. 25, No. 1. P. 87–97.
- [9] Jiang Q., Zhou X., Li K., Wu Z., Su Y., He K., Fang Y., Sun X., Liu W. Construction of a prediction model for functional traits of grape leaves based on multi-stage collaborative optimization // *Agronomy*. 2026. Vol. 16, no. 1. Art. no. 29. DOI: 10.3390/agronomy16010029.
- [10] Nguyen C., Sagan V., Maimaitiyiming M., Maimaitijiang M., Bhadra S., Kwasniewski M. T. Early detection of plant viral disease using hyperspectral imaging and deep learning // *Sensors*. 2021. Vol. 21, no. 3. Art. no. 742. DOI: 10.3390/s21030742.

Самарин Сергей Владимирович – аспирант, МФТИ, Долгопрудный, 141701; samarin.sv@phystech.edu, <https://orcid.org/0000-0001-5431-7351>

Катаев Михаил Юрьевич – доктор технических наук, профессор, МФТИ, Долгопрудный, 141701, ТУСУР, Томск, 634050, k_m_y@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-7710-5463>

Дьяченко Роман Александрович – доктор технических наук, доцент, МФТИ, Долгопрудный, 141701, <https://orcid.org/0000-0003-1244-1228> email: emessage@rambler.ru

Numerical Modeling of the Stability of Color Features of Grapevine Leaves under Changing Natural Illumination

S. Samarin, M. Kataev, R. Dyachenko

Abstract — *This paper addresses the problem of improving the stability of color features of agricultural crop leaves under changing natural illumination conditions in RGB camera-based monitoring. The relevance of the study is determined by the dependence of recorded color-channel values on the intensity and spectral composition of solar radiation, imaging geometry, sensor characteristics, and atmospheric conditions. Such variability may reduce the reproducibility of automated plant-image analysis in field conditions. A numerical model of digital camera signal formation is proposed, taking into account the spectral distribution of solar radiation, the spectral reflectance of the leaf surface, the spectral sensitivities of sensor color channels, atmospheric parameters, and solar position. Model calculations were performed for the Krasnodar Krai during daylight hours. Two grapevine leaf conditions were considered: healthy and diseased. For each condition, color features were calculated in the RGB, HSV, and CIE Lab color spaces, and their variability under changing illumination conditions was evaluated. The mean standard deviation of color-feature components was used as a stability indicator. The preservation of diagnostic information was assessed using the standardized interclass separability coefficient and the normalized distance between class centroids. The original data and three classical color normalization methods—Gray World, White Patch, and Shades of Gray—were compared. The results show that transforming RGB values into the HSV and CIE Lab color spaces alone does not ensure invariance of color features to changes in natural illumination. Within the adopted model, the Gray World method provides the lowest temporal variability of features and the highest interclass separability between healthy and diseased leaves among the considered methods. The obtained results can be used to support the selection of image preprocessing methods in the design of automated agricultural crop monitoring systems.*

Keywords – *Digital images, agricultural monitoring, color constancy, color normalization, Gray World, White Patch, Shades of Gray, SPECTRL2, numerical modeling.*

БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] Komkova S. S., Kosolapova E. V., Kosolapov V. V. Information system for automating studies of soil agrochemical indicators // International Journal of Open Information Technologies. 2023. Vol. 11, no. 1. Pp. 70–78.
- [2] Kupriyanovsky V. P., Lipuntsov Yu. P., Grinko O. V., Namiot D. E. Agriculture 4.0: Synergy of the system of systems, ontology, the Internet of Things, and space technologies // International Journal of Open Information Technologies. 2018. Vol. 6, no. 10. Pp. 46–67.
- [3] Belmir M., Difallah W., Ghazli A. Improved plant leaf disease detection architecture using unmanned aerial vehicle images and hybrid YOLOv11 // Egyptian Informatics Journal. 2026. Vol. 34. Art. no. 100941. DOI: 10.1016/j.eij.2026.100941.
- [4] Swaraj S., Apama S. Water Wheel Plant Dingo Optimizer enabled deep convolutional neural network for disease detection using hyperspectral leaf image // Infrared Physics & Technology. 2024. Vol. 142. Art. no. 105522. DOI: 10.1016/j.infrared.2024.105522.
- [5] Tiwari V., Joshi R. C., Dutta M. K. Dense convolutional neural networks based multiclass plant disease detection and classification using leaf images // Ecological Informatics. 2021. Vol. 63. Art. no. 101289. DOI: 10.1016/j.ecoinf.2021.101289.
- [6] Billah M. M., Sagor S., Uddin M. S. A comprehensive combined dataset on Hibiscus and Tea plant leaf disease images for classifications // Data in Brief. 2026. Vol. 64. Art. no. 112357. DOI: 10.1016/j.dib.2025.112357.
- [7] Finlayson G. D., Trezzi E. Shades of Gray and Colour Constancy // Proceedings of the 12th Color and Imaging Conference. 2004. P. 37–41. DOI: 10.2352/CIC.2004.12.1.art00008.
- [8] Bird R. E., Riordan C. Simple Solar Spectral Model for Direct and Diffuse Irradiance on Horizontal and Tilted Planes at the Earth's Surface for Cloudless Atmospheres // Journal of Climate and Applied Meteorology. 1986. Vol. 25, No. 1. P. 87–97.
- [9] Jiang Q., Zhou X., Li K., Wu Z., Su Y., He K., Fang Y., Sun X., Liu W. Construction of a prediction model for functional traits of grape leaves based on multi-stage collaborative optimization // Agronomy. 2026. Vol. 16, no. 1. Art. no. 29. DOI: 10.3390/agronomy16010029.
- [10] Nguyen C., Sagan V., Maimaitiyming M., Maimaitijiang M., Bhadra S., Kwasniewski M. T. Early detection of plant viral disease using hyperspectral imaging and deep learning // Sensors. 2021. Vol. 21, no. 3. Art. no. 742. DOI: 10.3390/s21030742.