

## DETECTION OF DISEASED AREAS ON AGRICULTURAL FIELDS USING HISTOGRAMS

### Summary

*In this paper the algorithms for detection of diseased areas on farm fields are proposed. These algorithms are based on the analysis of histograms and textural contrast features of high-resolution pictures making use of the multilayer perceptron for classification of the areas of images in three classes: healthy vegetation, diseased vegetation and soil.*

## ВЫДЕЛЕНИЕ ПОРАЖЕННЫХ ЗАБОЛЕВАНИЕМ УЧАСТКОВ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ ПОЛЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГИСТОГРАММЫ

### Резюме

*Предлагаются алгоритмы выделения пораженных заболеванием участков сельскохозяйственных полей, основанные на анализе гистограмм и текстурной характеристики Contrast по снимкам высокого пространственного разрешения с использованием многослойного перцептрона для классификации участков изображения на три класса: здоровая растительность, пораженная заболеванием растительность, почва.*

### 1. Введение

Дистанционные методы мониторинга сельскохозяйственных полей дают возможность оперативно выявить участки полей, пораженные болезнью. Выявление заболевания на ранних стадиях развития значительно сокращают затраты труда и средств на борьбу с ними. При решении задачи используются данные об участке, полученные спектральными или оптическими средствами [1, 2]. Информативность спектральных данных выше, т.к. содержит данные не только о поверхностном состоянии растений, но и данные о самом растении. Поэтому использование спектральных данных позволяет определять многие заболевания на ранних стадиях развития, однако требует дорогостоящего оборудования. Оптический метод является менее требовательным к оборудованию, но, при этом, позволяет определить заболевание на более поздних стадиях – при появлении видимых признаков заболевания.

Ранее в рамках решения задачи мониторинга заболеваемости был разработан алгоритм выделения на полученных в оптическом диапазоне цифровых аэрофотоснимках пораженных заболеванием участков поля, основанный на использовании фрактальных и текстурных характеристик изображений поля [3]. Этот алгоритм целесообразно использовать при определении участков определенного типа на ограниченном количестве изображений, которые затем могут использоваться как эталонные для заданного типа растений, заболеваний или почв. Однако его практическое применение затруднено как вычислительной сложностью, так и сложностью выбора типа характеристик, которые обеспечивают эффективное решение задачи. Целью данной работы является разработка эффективных алгоритмов выделения пораженной растительности. Одним из предложенных алгоритмов является

алгоритм составления карты участков растительности и почвы, основанный на использовании вариативности изображений объектов. Также предложены два алгоритма составления карт заболеваемости, основанные на анализе гистограмм, и, использующие на этапе классификации нейросетевой подход.

Материалами для исследований явились фотографии отельных растений в горшках (около 3000) [4] и экспериментального участка поля, засаженного картофелем [5]. Последние выполнялись с высоты 5, 15, 50 и 100 метров.

### 2. Гистограммы

На рассматриваемых изображениях можно выделить объекты следующих классов: почва, здоровая растительность, заболевшие растения. Анализ цветовых характеристик различных типов объектов на снимках [5] показал, что в пределах одного типа они отличаются незначительно и не зависят ни от высоты, с которой производится съемка, ни от времени съемки. В то же время для разных типов объектов эти характеристики имеют определенные различия. Это различие в цветовых характеристиках для каждого канала ( $R$ ,  $G$ ,  $B$ ) в отдельности и предлагается использовать для мониторинга.

Изображение объекта одного класса в одном цветовом канале представляет собой полутоновое изображение, яркости которого принимают значения в диапазоне  $[0, 255]$ . Цветовые характеристики вычисляются для каждого цветового канала изображения участка объекта и представляются гистограммами в пространстве  $(X, Y)$ , где  $X$  – яркость элементов (диапазон  $[0, 255]$ ),  $Y$  – количество элементов соответствующей яркости (рисунок 1). Все гистограммы имеют один глобальный пик.

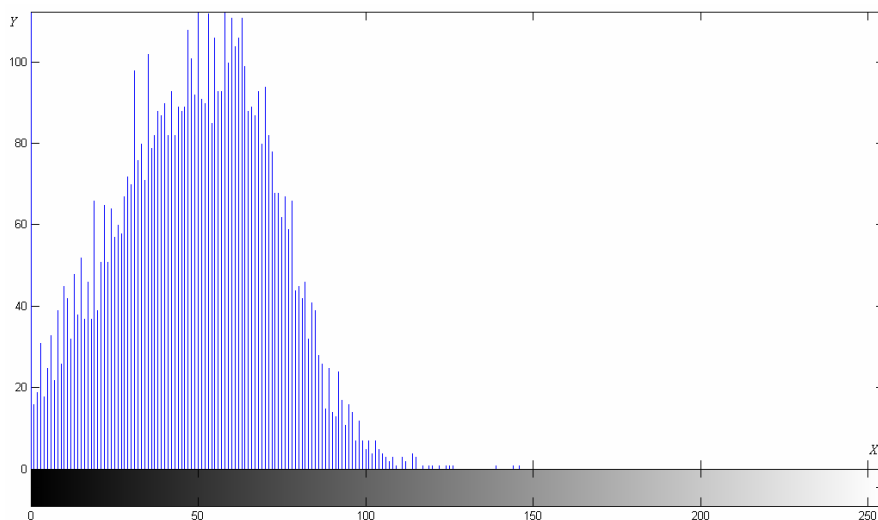


Рисунок 1. Гистограмма синего цветового канала участка, пораженных заболеванием растений

Следует отметить, что гистограмма с одним максимальным глобальным пиком зависит от размеров и цветности изображения, по которому она строится – при небольшом размере изображения количество элементов отдельных яркостей может быть равным нулю, а также может уменьшаться количество элементов соответствующих определенной яркости, что также ведет к искажениям гистограммы. Для уменьшения влияния этих факторов предлагается использовать гистограмму отрезков яркостей – гистограмма строится по совокупности элементов яркости в каждом отрезке. Таковую гистограмму назовем редуцированной (либо гистограмма с редуцированным количеством отсчетов по оси X). Для обеспечения совместимости гистограмм различных по размерам изображений воспользуемся процедурой нормализации – заменим количество элементов с одинаковой яркостью отношением количества элементов данной яркости к максимальному количеству элементов яркости встречающихся на этой гистограмме. После нормализации данные по оси Y принимают значения в диапазоне [0, 1].

Рисунок 3 иллюстрирует влияние количества отрезков, на которое разбиваются исходные гистограммы представленных на рисунке 2 изображений объектов разных классов, на значения редуцированной и нормализованной гистограммы (сплошная линия соответствует гистограмме красного канала, пунктирная – зеленого, штриховая – синего). На рисунках 3г-3е заметны искажения гистограммы – уменьшение гладкости и появление большого количества разрывов (участки нулевых значений внутри гистограммы). Потерю данных можно заметить, сравнивая рисунки 3б и 3в (3д и 3е). На них видно, как пропадает детализация при уменьшении количества отрезков с 64 до 16. При таком снижении детализации различие цветовых характеристик различных типов объектов может стать недостаточным для классификации (рисунок 3и). Для минимизации потерь данных о вариативности, количество отрезков, на которые разбивается исходная гистограмма, следует выбирать таким образом, чтобы редуцированная гистограмма была более гладкой по сравнению с исходной, но содержала достаточное количество данных о ее вариативности. В результате проведенных экспериментов выбрано разбиение по оси X на 64 отрезка.

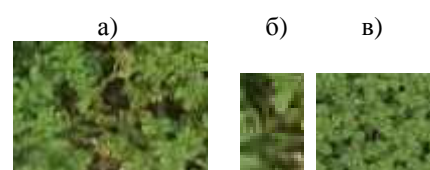


Рисунок 2. Изображение участков пораженных заболеванием растений размером 97×66 пикселей (2а), 20×32 пикселя (2б), участок здоровых растений размером 62×50 пикселей (2в)

Нормализованная гистограмма для одного цветового канала участка изображения объекта заданного типа (размером  $M \times N$  пикселей) формируется по следующему алгоритму:

1) Вычисляются гистограммы ( $hist$ ) для выбранного участка изображения. Гистограмма представляет собой массив чисел размерностью 256, каждое из которых – это число элементов полутонового изображения соответствующей яркости.

2) Редуцируется гистограмма  $hist$  с 256 значений до 64 значений – вычисляется сумма на каждом отрезке, содержащем по четыре значения исходной гистограммы:

$$res(i) = \sum_{k=(i-1)*4+1}^{i*4} hist(k), \text{ для } i = 1, \dots, 64, \quad (1)$$

где  $res$  – массив гистограммы с редуцированной размерностью.

3) Вычисляется максимальное значение гистограммы  $res$ :

$$mx = \max(res(i)), \text{ для } i = 1, \dots, 64, \quad (2)$$

4) Выполняется нормализация значений гистограммы до диапазона [0, 1] посредством деления значений массива гистограммы  $res$  на  $mx$ :

$$res(i) = res(i) / mx, \text{ для } i = 1, \dots, 64, \quad (3)$$

Этот алгоритм применяется для каждого цветового канала участка исходного изображения. В результате получается три нормализованные гистограммы с редуцированным количеством отсчетов по оси X, которые вместе составляют массив размерностью 192 значения, который и используется при классификации.

Анализ нормализованных редуцированных гистограмм для различных типов объектов (рисунок 5), построенных по изображениям объектов, приведенных на рисунке 4, показывает заметное их различие для почвы и растительности (для всех цветовых каналов),

а также различие по синему каналу для здоровых и больных растений. На рисунке 5 гистограммы цветковых каналов обозначены так же, как и на рисунке 3.

Наличие в выделенном участке изображений объектов нескольких типов приводит к искажению нор-

мализованной редуцированной гистограммы идеального типового объекта – смещение и искажение пика гистограммы (рисунок 6). При классификации искаженных гистограмм класс участка выбирается равным классу, объекты которого вносят больший вклад в гистограмму.

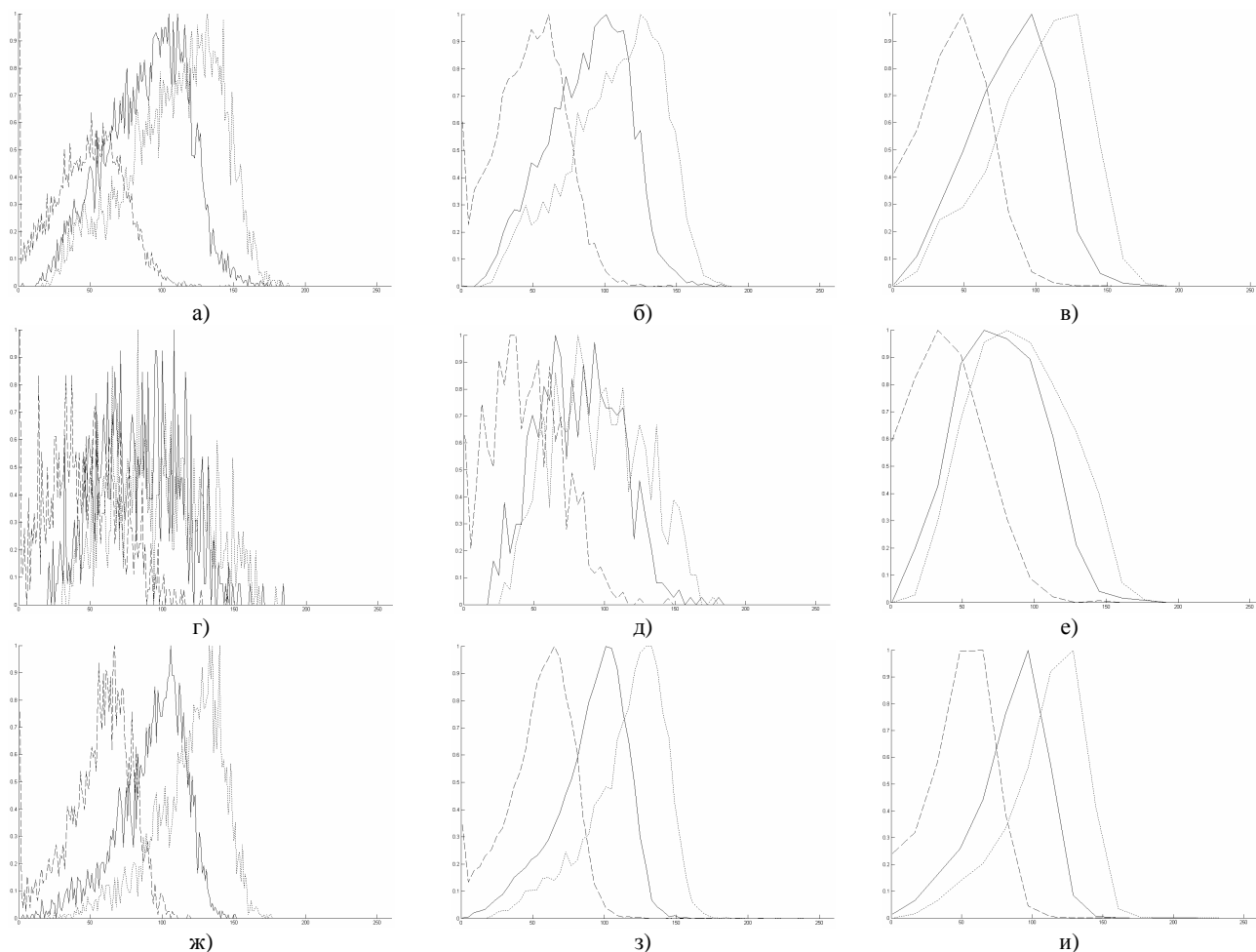


Рисунок 3. Гистограммы: исходные (3а, 3г, 3ж), редуцированное до 64 отрезков (3б, 3д, 3з), до 16 отрезков (3в, 3е, 3и) для объектов 2а, 2б, 2в соответственно

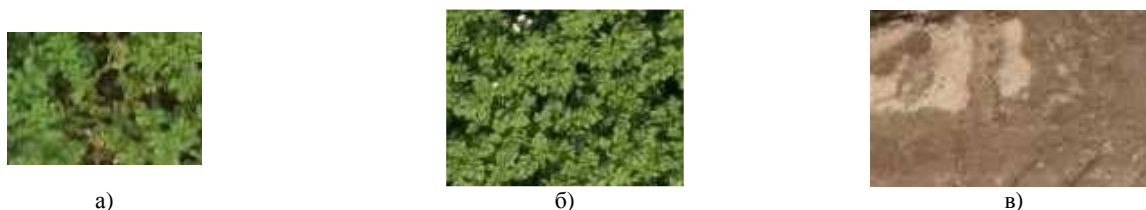


Рисунок 4. Изображений объектов различных классов: а) «пораженные заболеванием растения» (97×66 пикселей); б) «здоровые растения» (131×97 пикселей); в) «почва» (142×87 пикселей)

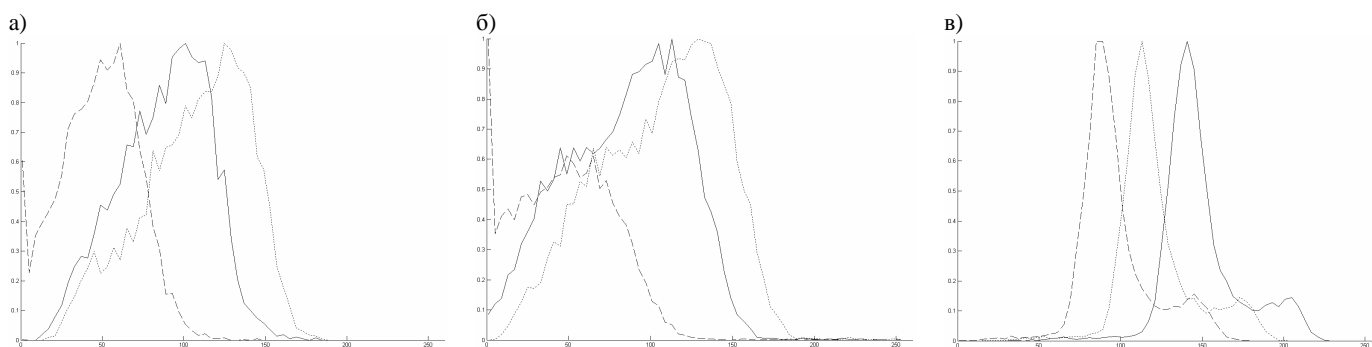


Рисунок 5. Гистограммы изображений объектов классов: а) «пораженные заболеванием растения» (получено из 4а); б) «здоровые растения» (получено из 4б); в) «почва» (получено из 4в)

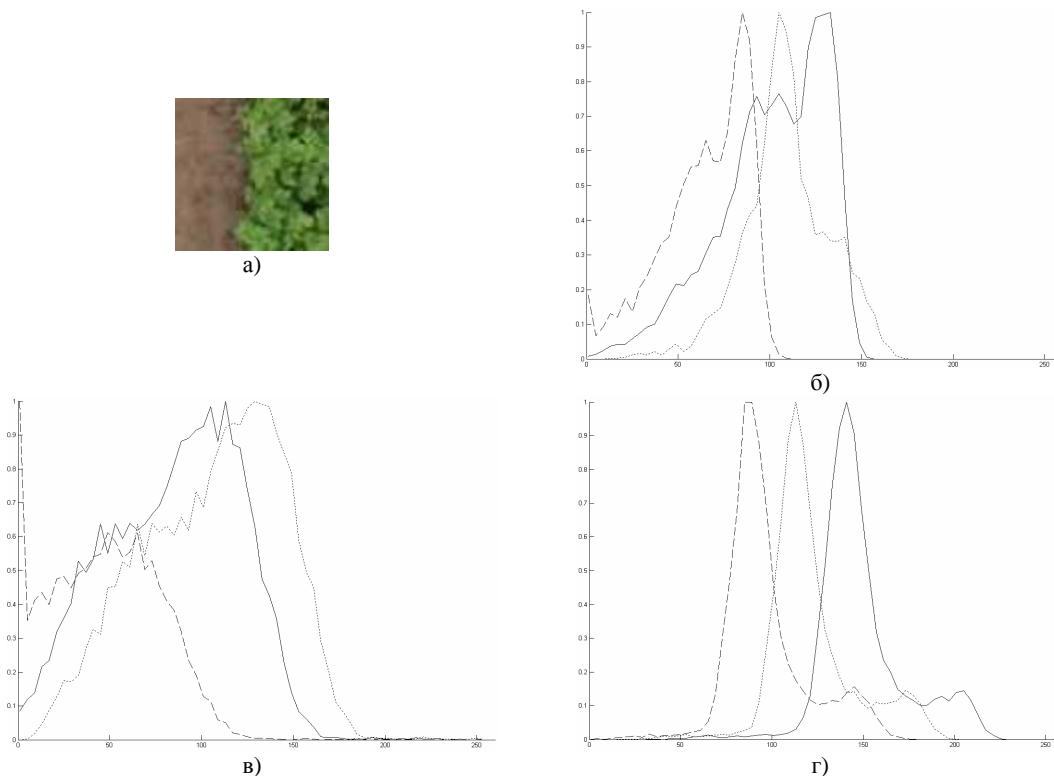


Рисунок 6. Гистограммы участков изображения содержащего почву и здоровые растения: а) исходное изображение, содержащее почву и здоровые растения; б) изображения 5а; в) объекта «здоровая растительность»; г) объекта «почва»

### 3. Классификация по мере количества локальных вариаций

Задача выделения классов объектов на изображениях частично решается использованием текстурной характеристики меры количества локальных вариаций на изображении (*Contrast*). В зависимости от степени вариативности изображения значения *Contrast* принимают большие значения для изображений высоковариативных объектов и меньшие значения – для маловариативных. Анализ текстурных характеристик *Contrast* [3] показал, что участки почвы, являются маловариативными, а участки растительности – высоковариативными (для снимков с низким пространственным разрешением<sup>1</sup>, меньше 0,7 см/пиксель). Таким образом, характеристика *Contrast* может быть использована для выделения на изображении участков почвы. Это позволяет снизить объем вычислений, что может быть важно при обработке больших объемов данных. На снимках высокого пространственного разрешения (большее 0,4 см/пиксель) листья растительности становятся столь же маловариативными, как и почва – высокая вариативность сохраняется только по краям листьев (рисунок 7), что не позволяет корректно разделить классы «почва» и «растительность». Для использования характеристики *Contrast* при составлении карты участков изображения, содержащих

<sup>1</sup> Под пространственным разрешением подразумевается размер участка поверхности, которому соответствует один пиксель, например, пространственное разрешение снимка 1 см/пиксель означает, что каждый пиксель снимка соответствует участку поверхности размером 1×1 см. Чем больше пространственное разрешение снимка, тем более мелкие участки поверхности соответствуют одному пикселю.

почву, следует выполнить некоторые преобразования. При этом предлагается использовать не сами поканальные массивы характеристики, а визуализирующие их полутоновые изображения. Это позволяет экспертно контролировать и корректировать процесс, а также использовать распространенные алгоритмы обработки изображений для выполнения преобразований.

*Contrast* вычисляется для полутоновых изображений, следует разделить исходное цветное изображение на три полутоновых изображения соответствующих цветовых каналам. Вычисленная характеристика *Contrast*, представляющая собой двумерный массив значений вариативности ячеек изображений размером 4×4 пикселя. Для анализа экспертом этот массив визуализируется. Для визуализации вычисленной характеристики *Contrast* предлагается преобразовать массив текстурной характеристики до диапазона [0, 255], сформировав, таким образом, полутоновое изображение. Также подобное преобразование требуется, чтобы сделать массивы характеристики *Contrast* сопоставимыми, так как диапазон значений характеристики может меняться в зависимости от качества исходного изображения, что делает необходимым преобразование диапазона. Визуализация текстурной характеристики потребовалась для выполнения дальнейшего экспертного анализа.

Таким образом, алгоритм составления карты участков растительности и почвы с использованием *Contrast* включает следующие шаги:

**Шаг 1.** Разделение исходного изображения по цветовым каналам на три полутоновых.

**Шаг 2.** Вычисление текстурной характеристики *Contrast* для полученных полутоновых изображений.

**Шаг 3.** Преобразование численных массивов текстурной характеристики каждого цветового канала в полутоновые изображения, в которых значения яркости на-

ходятся в диапазоне [0, 255].

**Шаг 4.** Преобразование трех полутоновых изображений текстурной характеристики *Contrast*, полученных на шаге 3, в интегральное полутоновое изображение, яркость соответствующих пикселей которого вычисляется по формуле

$$I = (R + G + B) / 3, \quad (4)$$

где  $I$  – яркость пикселя интегрального полутонового изображения (принимает значения в диапазоне [0, 255]);  $R, G, B$  – значения яркости для полутоновых изображений соответствующих красному, зеленому и синему цветовому каналу.

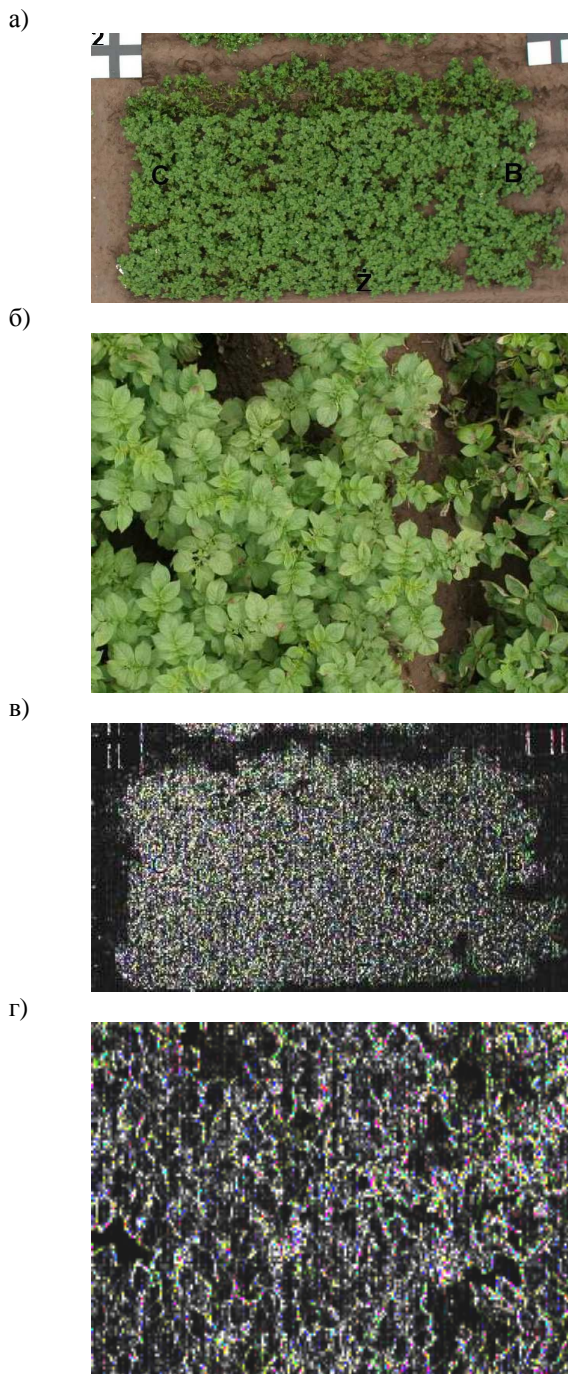


Рисунок 7. Текстурная характеристика *Contrast* снимков выполненных с различной высоты: а) исходный снимок, выполненный с высоты 50 метров; б) исходный снимок, выполненный с высоты 5 метров; в) визуализация характеристики *Contrast* рисунка 7а; г) визуализация характеристики *Contrast* рисунка 7б

**Шаг 5.** Улучшение контрастности интегрального полутонового изображения обеспечивает объединение рядом расположенных участков с близкими значениями характеристики *Contrast*. Реализовано алгоритмом контрастно ограниченной адаптивной эквализации гистограммы (CLAHE) [6] в среде Matlab [7].

**Шаг 6.** бинаризация изображения, которая позволяет получить двухцветную карту, на которой черным цветом обозначены участки соответствующие почве, а белым – растительности. Эта карта используется в качестве маски, сокращающей количество обрабатываемых данных. С учетом полученной маски можно выбирать участки для обработки, например, если в центре окна «почва», то классифицировать не нужно, а сразу следует пометить участок, как принадлежащий классу «почва». Пример такой маски, а также этапы ее получения, приведены на рисунке 8.

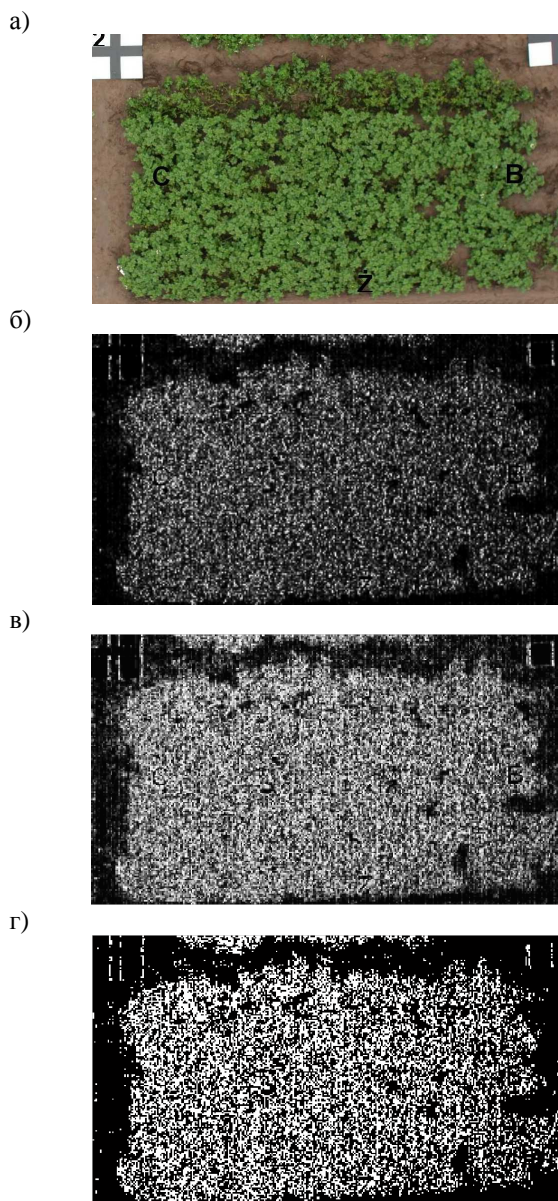


Рисунок 8. Этапы получения маски растительности: а) исходное изображение; б) полутоновое изображение, визуализирующее массив характеристики *Contrast* для зеленого канала; в) улучшенная контрастность; г) бинарная маска

#### 4. Персептрон как классификатор

Выборка данных для классификации осуществляется сканированием исходного изображения посредством «бегущего окна» размером  $K \times K$  пикселей.

Для классификации участков изображений предлагается использовать многослойный персептрон [8], с  $N \times L$  входами (где  $N$  – количество отрезков гистограммы, которое подается на вход нормализованной гистограммы с редуцированным количеством отсчетов по оси  $X$ ,  $L$  – число каналов), с одним скрытым слоем, содержащим  $32 \times 3$  нейрона (количество нейронов скрытого слоя выбрано экспериментально), и выходным слоем, содержащим три нейрона, соответствующих типам объектов изображений. Во всех нейронах персептрона использована логистическая функция активации, имеющая сигмоидальную форму:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5)$$

Для настройки весов персептрона использован алгоритм обратного распространения ошибки. При этом на вход персептрона подаются нормализованные гистограммы, полученные из выделенных оператором изображений объектов.

Классификация снимков высокого пространственного разрешения осуществляется по следующему алгоритму:

**Шаг 1.** Из исходного изображения выбирается очередной участок посредством «бегущего окна».

**Шаг 2.** Строим для выбранного участка нормализованную редуцированную гистограмму для каждого цветового канала.

**Шаг 3.** Выполняем классификацию элемента изображения посредством многослойного персептрона.

**Шаг 4.** Присваиваем точке в центре «бегущего окна» класс, полученный на шаге 3.

**Шаг 5.** Из полученных значений классов объектов формируем карту заболеваемости.

Классификация снимков низкого пространственного разрешения осуществляется по следующему алгоритму:

**Шаг 1.** Строим маску растительности с использованием характеристики *Contrast*.

**Шаг 2.** Из исходного изображения выбираем элемент посредством «бегущего окна», если изображение обработано полностью, переходим на шаг 7.

**Шаг 3.** Если маска растительности в центре «бегущего окна» не равна нулю, то переходим на шаг 4, иначе присваиваем точке в центре «бегущего окна» класс «почва» и переходим на шаг 2.

**Шаг 4.** Строим для выбранного «бегущим окном» элемента нормализованную редуцированную гистограмму для каждого цветового канала.

**Шаг 5.** Выполняем классификацию элемента изображения посредством многослойного персептрона.

**Шаг 6.** Присваиваем точке в центре «бегущего окна» класс, полученный на шаге 5.

**Шаг 7.** Из полученных значений классов объектов формируем карту заболеваемости.

Выделение участка изображения осуществляется при помощи «бегущего окна» выбранного размера, размер участка изображения равен выбранному размеру «бегущего окна».

#### 5. Результаты тестирования

##### 5.1. Обучение классификатора

Обучение персептрона выполнялось на изображениях объектов одного типа небольшого разрешения, соответствующих участкам поля, относящегося к одному из указанных классов объектов выбираемых экспертно в количестве 100 изображений для каждого класса. При этом особенности освещения и пространственное разрешение не учитывались, в обучающей выборке содержатся снимки с различными условиями освещения и с различным пространственным разрешением.

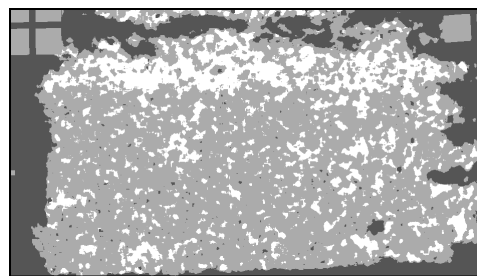
##### 5.2. Классификация

На рисунке 9 приведены результаты тестирования алгоритма. Выделение участков изображения при тестировании осуществлялось «бегущим окном» размером  $K \times K$  пикселей без маски (рисунок 9б) и с маской (9в) (в экспериментах использовалось значение  $K = 10$ ). Маска формируется из полученной на основе характеристики *Contrast* карты растительности, для чего на ней выбирается участок размером  $K \times K$  пикселей, имеющий координаты равные координатам текущего «бегущего окна». На рисунках 9б и 9в черным цветом выделены не классифицированные граничные участки, темно-серым – почва, светло-серым – здоровый растительный покров, белым – пораженные участки растительности.

а)



б)



в)

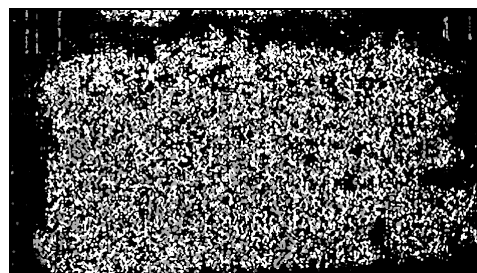


Рисунок 9. Пример карт заболеваемости для  $K = 10$ : а) исходное изображение участка поля; б) карта заболеваемости, «бегущее окно» без маски; в) карта заболеваемости, «бегущее окно» с маской

Из примера карты заболеваемости можно заметить, что значительные площади здоровых участков классифицируются как пораженные заболеванием в местах, где здоровая растительность перемежается участком открытой почвы. Это связано с тем, что попадание почвы в «бегущее окно», содержащее изображения здоровых растений, может изменять итоговую нормализованную гистограмму. Уменьшить погрешность, вносимую такими участками, можно выбирая для обучения не только идеальные изображения типовых объектов.

## 6. Заключение

Алгоритмы выделения пораженных заболеванием участков сельскохозяйственных полей, описанные в данной статье не требовательны к вычислительным ресурсам, но ограничиваются анализом только цветовых характеристик изображения (представленных в виде гистограммы). В дальнейшем не исключено совместное использование гистограмм, текстурных и фрактальных характеристик для повышения точности мониторинга.

Полученные результаты могут быть использованы в качестве основы для систем поддержки принятия решений в задачах точного сельского хозяйства. Испытание алгоритма показало достаточно высокие результаты классификации, однако выявило необходимость повышения точности классификации за счет корректировки параметров классификатора и параметров выбора участка изображения (например, размера «бегущего окна») для применения на практике.

В качестве возможного практического приложения алгоритма, предлагается использовать его в системе поддержки принятия решений для мониторинга состояния растительности.

## 7. Литература

- [1] Belyaev B.I., Katkovsky L.V. Optical remote sensing. – Minsk: BSU, 2006. – 455 p. [In russian]
- [2] Chao, K., Y.R. Chen, and M. S. Kim. Machine vision technology for agricultural applications // Elsevier science transactions on computers and electronics in agriculture. – 2002. – Vol. 36.– P. 173-191.
- [3] Doudkin, A. Disease areas detection on agricultural plants using fractal and textural features of high resolution color aerial photographs / A. Doudkin, V. Ganchenko, A. Petrovsky, B. Sobkowiak // Journal of Research and Applications in Agricultural Engineering, Poznan, 2009. – Vol. 54 (3). – P. 55-59.
- [4] Sobkowiak B., Doudkin A., Ganchenko V., Petrovsky A. i in. Zastosowanie technik analizy obrazu do wczesnego wykrywania patogenów ziemniaka. Praca niepubliczowana, PIMR, Poznań 2006.
- [5] Sobkowiak B., Doudkin A., Ganchenko V., Petrovsky A. i in. Zastosowanie technik analizy obrazu do wczesnego wykrywania zarazy ziemnechanej w warynkach polowych. Praca niepubliczowana, PIMR, Poznań 2007.
- [6] Tutorial on EPID – Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) [Электронные данные] – Режим доступа: [http://radonc.ucsf.edu/research\\_group/jpouliot/Tutorial/HU/Lesson7.htm](http://radonc.ucsf.edu/research_group/jpouliot/Tutorial/HU/Lesson7.htm) – Дата доступа: 23.07.2010.
- [7] Консультационный центр Matlab компании Softline – Обработка сигналов и изображений [Электронные данные] – Режим доступа: <http://matlab.exponenta.ru/imageprocess/book3/10/adapthisteq.php> – Дата доступа: 23.07.2010.
- [8] Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. : Пер. с англ. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.