

В.С. Денисюк

АЛГОРИТМЫ ВЫДЕЛЕНИЯ ОСОБЕННОСТЕЙ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ЦЕЛЬЮ КЛАССИФИКАЦИИ ЗАБОЛЕВАНИЙ РАСТЕНИЙ

1. ВВЕДЕНИЕ

Анализ и классификация изображений – задача, широко востребованная во многих областях. Нередко возникает потребность в обработке и исследовании таких изображений, которые не содержат объектов четко определенной формы. Такие изображения содержат случайно расположенные протяженные фигуры (объекты) разной формы, ориентации и яркости.

Конкретное применение анализа изображений реализовано в системе выделения особенностей с целью диагностики болезней растений.

Рассматриваются статистические и текстурные признаки, которые помогают определить тип заболевания растения. Различные заболевания характеризуются отличающимися друг от друга проявлениями, видными, к примеру, на поверхности листьев растений или срезах клубней. Снимки таких типичных признаков анализируются, накапливается информация о цвете и характере различных пятен, поражений и деформаций. Полученные данные используются в дальнейшем для определения заболевания по изображению.

Для определения границ контрастных объектов может использоваться один из следующих методов: комбинаторный метод или метод порогового градиента, метод выделения контура путем применения оператора Лапласа и фильтра Гаусса, метод, использующий оператор Собеля. Производится классификация точек контура и выделение характерных точек.

Выделение опорных точек будет использоваться для полуавтоматического выделения областей изображения, на которых видны признаки заболевания. Разработан алгоритм нахождения болезни по образцу с помощью анализа гистограмм и текстурных признаков.

Зачастую, чтобы определить конкретное заболевание растения, приходится изучать справочники, классификаторы, просматривать большое количество фотографий пораженных растений, на что уходит достаточно

много времени. Автоматизирование процесса распознавания заболевания было целью, с которой была разработана система.

Разработано два приложения: с помощью одного происходит обучение системы и накопление сведений о болезнях, а посредством второго приложения осуществляется сам процесс распознавания заболевания по снимку.

Система проводит обработку изображений в полуавтоматическом режиме, а пользователю предоставляются средства для удобного выделения интересующих областей изображений. Для выделения особенностей изображения используются алгоритмы выделения контуров и опорных точек, позволяющих пользователю выделить наиболее информативные области и получить достоверную гистограмму, точно характеризующую то или иное заболевание.

Выделение контуров используется как вспомогательный инструмент. Задача состоит в построении изображения именно границ объектов и очертаний однородных областей.

Будем называть контуром изображения совокупность его пикселей, в окрестности которых наблюдается скачкообразное изменение функции яркости. Так как при цифровой обработке изображение представлено как функция целочисленных аргументов, то контуры представляются линиями шириной как минимум в один пиксел.

Если исходное изображение кроме областей постоянной яркости содержит участки с плавно меняющейся яркостью, то введенное определение контура остается справедливым, однако при этом не гарантируется непрерывность контурных линий: разрывы контуров будут наблюдаться в тех местах, где изменение функции яркости не является достаточно резким.

С другой стороны, если на «кусочно-постоянном» изображении присутствует шум, то, возможно, будут обнаружены «лишние» контуры в точках, которые не являются границами областей.

При разработке алгоритмов выделения контуров нужно учитывать указанные особенности поведения контурных линий. Специальная дополнительная обработка выделенных контуров позволяет устранять разрывы и подавлять ложные контурные линии.

Одной из основных характеристик изображения является цвет. С помощью сбора статистической информации о точках можно накопить достаточно данных для последующего анализа. Путём построения и сравнения цветовых гистограмм проводится исследование графических данных. Имея достаточно хорошо обученную систему, можно достаточно достоверно установить, к какому классу относится образец, и по представленному примеру определить болезнь.

Не стоит забывать о других особенностях объектов, таких, как форма и характер их расположения. Для учёта этих параметров используются методы анализа текстур, позволяющие учесть большинство значимых характеристик изображений.

2. ПОЭЛЕМЕНТНАЯ ПРЕДОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЯ

Чтобы улучшить качество получаемых результатов, изображение подвергается некоторой предобработке, предназначенной для того, чтобы убрать шумы, помехи и увеличить четкость изображения. Предобработка проводится поэлементно, то есть преобразованию подвергается каждый пиксель в отдельности.

Подавляющее большинство процедур обработки для получения результата в каждой точке изображения привлекает входные данные из некоторого множества точек исходного изображения, окружающих обрабатываемую точку. Однако имеется группа процедур, где осуществляется так называемая поэлементная обработка. Здесь результат обработки в любой точке кадра зависит только от значения входного изображения в этой же точке. Очевидным достоинством таких процедур является их предельная простота.

Сущность поэлементной обработки изображений сводится к следующему. Пусть $x(i, j) = x_{i,j}$, $y(i, j) = y_{i,j}$ – значения яркости точки, имеющей декартовы координаты i (номер строки) и j (номер столбца) в исходном и получаемом изображениях. Поэлементная обработка означает, что существует функциональная однозначная зависимость между этими яркостями

$$y_{i,j} = f_{i,j}(x_{i,j}), \quad (2.1)$$

позволяющая по значению исходного сигнала определить значение выходного продукта. В общем случае, как это учтено в данном выражении, вид или параметры функции $f_{i,j}(\cdot)$, описывающей обработку, зависят от текущих координат. При этом обработка является *неоднородной*. Однако в большинстве практически применяемых процедур используется *однородная* поэлементная обработка. В этом случае индексы i и j в выражении (2.1) могут отсутствовать. При этом зависимость между яркостями исходного и обработанного изображений описывается функцией

$$y = f(x), \quad (2.2)$$

одинаковой для всех точек кадра.

3. ЛИНЕЙНОЕ КОНТРАСТИРОВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЯ

В качестве рабочего диапазона используется диапазон 0...255; при этом значение 0 соответствует при визуализации уровню черного, а значение 255 – уровню белого. Предположим, что минимальная и максимальная яркости исходного изображения равны x_{\min} и x_{\max} соответственно. Если эти параметры или один из них существенно отличаются от граничных значений яркостного диапазона, то визуализированная картина выглядит как ненасыщенная, неудобная, утомляющая при наблюдении.

При линейном контрастировании используется линейное поэлементное преобразование вида:

$$y = a \cdot x + b, \quad (2.3)$$

параметры которого a и b определяются желаемыми значениями минимальной y_{\min} и максимальной y_{\max} выходной яркости. Решив систему уравнений

$$\begin{cases} y_{\min} = a \cdot x_{\min} + b \\ y_{\max} = a \cdot x_{\max} + b \end{cases}$$

относительно параметров преобразования a и b , нетрудно привести (2.3) к виду:

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} (y_{\max} - y_{\min}) + y_{\min}.$$

$y_{\max} = 255$. Сравнение двух изображений свидетельствует о значительно лучшем визуальном качестве обработанного изображения. Улучшение связано с использованием после контрастирования полного динамического диапазона экрана, что отсутствует у исходного изображения.

4. СОЛЯРИЗАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ

При данном виде обработки преобразование (2.2) имеет вид (2.1):

$$y = k \cdot x \cdot (x_{\max} - x),$$

где x_{\max} – максимальное значение исходного сигнала, а k – константа, позволяющая управлять динамическим диапазоном преобразованного изображения. Смысл соляризации заключается в том, что белые участки исходного изображения или имеющие уровень яркости близкий к белому, после обработки имеют уровень черного. При этом сохраняют уровень черного и участки, имеющие его на исходном изображении. Уровень же белого на выходе приобретают участки, имеющие на входе средний уровень яркости (уровень серого).

5. КОМБИНАТОРНЫЙ МЕТОД ИЛИ МЕТОД ПОРОГОВОГО ГРАДИЕНТА

При обработке изображений в программе используется система цветовых координат RGB. Цветное изображение размером $n \times m$ задается тремя матрицами $S_R = S_R(i, j)$, $S_G = S_G(i, j)$ и $S_B = S_B(i, j)$, где $0 \leq i \leq n-1$, $0 \leq j \leq m-1$. Значения элементов матриц $S_R(i, j)$, $S_G(i, j)$ и $S_B(i, j)$ изменяются в пределах от 0 до 255.

Рассмотрим две точки на изображении $p = (i, j)$ и $p' = (i', j')$, имеющих цвета (r, g, b) и (r', g', b') , соответственно. Это означает, что $S_R(i, j) = r$, $S_G(i, j) = g$, $S_B(i, j) = b$, $S_R(i', j') = r'$, $S_G(i', j') = g'$, $S_B(i', j') = b'$. Для краткости будем писать $S_R(p)$ вместо $S_R(i, j)$, $S_G(p)$ вместо $S_G(i, j)$ и т.д.

Определим цветовое расстояние между точками:

$$cd(p, p') = \max \{ |S_R(p) - S_R(p')|, |S_G(p) - S_G(p')|, |S_B(p) - S_B(p')| \}.$$

Евклидова метрика определяется следующим образом:

$$\rho(p, p') = \sqrt{(i - i')^2 + (j - j')^2}.$$

В ситуациях, когда время исполнения критично, используется квадрат евклидовой метрики, поскольку он всегда целочисленный, а вычисления с целыми числами выполняются намного быстрее вычислений с числами с плавающей запятой.

В процессе сканирования изображения, а также после некоторых преобразований (например, после фильтрации), некоторые цвета могут измениться. Цвета, которые прежде были идентичны, станут разными. В то же время обычно эти цветовые изменения невелики. Поэтому в дальнейшем мы будем использовать специальную константу, которая называется цветовой константой и обозначается C_V . Цветовая константа определяет порог

цветового расстояния между двумя цветами, ниже которого эти цвета считаются идентичными. На языке формул, если

$$cd(p, p') \leq C_V,$$

то считается, что точки p и p' имеют один и тот же цвет.

Будем обозначать через $B_n(p) = B_n(i, j)$ квадрат размером $n \times n$ с центром в точке $p = (i, j)$, где n – нечетное.

6. ВЫДЕЛЕНИЕ КОНТУРОВ

Пусть p', p'' – две точки исследуемого изображения,

$$S(p') = (r', g', b'), S(p'') = (r'', g'', b'').$$

Пусть теперь

$$cd[B_m(p)] = \max \{cd(p', p'') : p', p'' \in B_m(p)\}$$

– максимальное цветовое расстояние в окрестности исследуемой точки.

При каждой итерации алгоритма вычисляются цветовые расстояния для всех возможных пар точек исследуемой окрестности, затем выбирается максимальное значение расстояния.

Теперь

$$f(p) = \begin{cases} 0, & \text{if } cd[B_m(p)] \geq C_V, \\ 1, & \text{if } cd[B_m(p)] < C_V. \end{cases}$$

– если цветовое расстояние превышает заданный порог, то через рассматриваемую точку проходит контур. Заключение о том, проходит контур через точку или нет, фиксируется соответствующими значениями функции f .

7. МЕТОД ВЫДЕЛЕНИЯ КОНТУРА ПУТЕМ ПРИМЕНЕНИЯ ОПЕРАТОРА ЛАПЛАСА И ФИЛЬТРА ГАУССА

Основная идея состоит в следующем: размытие реализуется посредством применения операторов на основе распределения Гаусса. Выделение контура объекта производится с помощью дискретного аналога оператора Лапласа.

Композиция вышеуказанных операторов может быть представлена в форме скалярного произведения с некоторой матрицей. Такое скалярное произведение называется сверткой, а матрица называется маской.

8. ОПЕРАТОР СОБЕЛЯ

Оператор Собеля производит измерение градиента на двумерном пространстве – изображении. Чаще всего он используется для нахождения приблизительного абсолютного значения градиента в каждой точке входного полутонового изображения. В детекторе краев Собеля используется пара матриц (масок) размером 3 на 3 пикселя. Одна из них используется для подсчета градиента в горизонтальном направлении, другая – по вертикали. Матрица поочередно действует на квадратную область текущего окна на изображении A .

Вышеупомянутые матрицы:

$$\mathbf{G}_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * \mathbf{A}, \quad \mathbf{G}_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * \mathbf{A}$$

Значение градиента затем вычисляется по формуле:

$$\mathbf{G} = \sqrt{\mathbf{G}_x^2 + \mathbf{G}_y^2}$$

9. ВЫДЕЛЕНИЕ ОПОРНЫХ ТОЧЕК

Выделяя контур объекта, можно получить информацию о его геометрии. Используя большее или меньшее число точек для разметки, мы осуществляем более или менее детальный анализ изображения.

Пусть есть точка с координатами $p = (i, j)$ $0 \leq i \leq n-1$, $0 \leq j \leq m-1$. Считаем, что мы имеем полутоновое изображение, заданное с помощью функции яркости $S: M^2 \rightarrow R$, которая ставит в соответствие каждой точке изображения значение её яркости. R – в данном случае целые числа от 0 до 255

На первом этапе производится преобразование полутонового изображения в логическую матрицу $T = (t_{ij})$.

Полагаем

$$t_{ij} = \begin{cases} 0, & S(i, j) \geq \tau \\ 1, & S(i, j) < \tau \end{cases}$$

где τ – некоторый порог яркости.

Далее выделяем контур, оставляя только граничные точки и стирая все внутренние. Если точка $\langle i, j \rangle$ является граничной, то

$$t_{i,j+1} + t_{i,j-1} + t_{i+1,j} + t_{i-1,j} < 4.$$

Для того чтобы описать методы выделения характерных точек на контуре, введем ряд определений.

Пусть дана точка $\langle i, j \rangle$, тогда возникают различные типы окрестностей:

$$S_4(i, j) = \{\langle i \pm 1, j \rangle, \langle i, j \pm 1 \rangle\} - 4\text{-окрестность,}$$

$$S_D(i, j) = \{\langle i \pm 1, j \pm 1 \rangle\} - D\text{-окрестность,}$$

$$S_8(i, j) = S_4(i, j) \cup S_D(i, j) - 8\text{-окрестность.}$$

Пронумеруем вокруг данной точки все элементы. Предположим, что они расположены на окружности с центром в этой точке, находятся на одинаковом угловом расстоянии $\pi/4$ и последовательно пронумерованы по часовой стрелке, начиная с точки, являющейся верхней точкой этой окружности. Вместо t_{kl} будем писать t_p , где p – соответствующий номер, $1 \leq p \leq 8$ в случае, когда $\langle k, l \rangle$ попадает в данное окружение точки.

Введем функции:

1) количество единичных точек в S_8 и S_4 :

$$A_8(i, j) = \sum_{k=1}^8 t_k, \quad A_4(i, j) = \sum_{k=1}^4 t_{2k-1};$$

2) количество единичных троек в S_8 :

$$C_8(i, j) = \sum_{k=1}^8 t_{2k-1} t_{2k} t_{2k+1},$$

индексы суммируются по $\text{mod } 8$;

3) число 8-связности:

$$N_{C_8} = A_8(i, j) - C_8(i, j);$$

4) число 4-связности:

$$N_{C_4} = A_4(i, j) - C_4(i, j).$$

Тогда через введенное число связности определяются характерные точки контура:

$$N_C(i, j) = \begin{cases} 0, & \text{изолированная точка;} \\ 1, & \text{конечная точка;} \\ 2, & \text{связующая точка;} \\ 3, & \text{точка ветвления;} \\ 4, & \text{точка пересечения,} \end{cases}$$

где под $N_C(i, j)$ понимается N_{C_4} , N_{C_8} в зависимости от выбранного типа связности.

Ясно, что точки $\langle i, j \rangle$ такие, что $N_C(i, j) \neq 2$, являются информативными, т.е. их необходимо выделить при разметке объекта. Условие $N_C(i, j) = 2$ ничего не дает. Здесь необходимы другие критерии. Если контур имеет излом в данной точке, то ее целесообразно выделить. В противном случае это делать нежелательно.

Для разметки контура используем только те элементы, в которых меняется направление движения. Нетрудно видеть, что если мы имеем, например, прямоугольник, то после применения алгоритма останутся всего четыре угловых точки. Однако для геометрически сложных кривых может оказаться слишком много точек, в которых меняется направление. В этом случае ряд точек может быть отсеян, исходя из различных критериев.

10. СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ИЗОБРАЖЕНИЙ. ЦВЕТОВЫЕ ГИСТОГРАММЫ

Метод цветowych гистограмм – наиболее популярный из методов, использующих цветowe характеристики для индексирования изображений. Возможно также использование таких показателей, как средний или основной цвета, а также множества цветов; эти характеристики имеет смысл использовать для локального индексирования областей изображения

Идея метода цветowych гистограмм для индексирования и сравнения изображений сводится к следующему. Все множество цветов разбивается на набор непересекающихся, полностью покрывающих его подмножеств V_i , $0 \leq i < N$. Будем называть такое разбиение множества цветов базовой палитрой. Для изображения формируется гистограмма, отражающая долю каждого подмножества цветов в общей цветовой гамме изображения – массив

$H_i = N_i / \sum N_i$, где N_i – число точек с цветом из множества V_i . Для сравнения гистограмм вводится понятие расстояния между ними. Известны различные способы построения и сравнения цветовых гистограмм, отличающиеся между собой изначальной цветовой схемой (RGB, CMY, HSV, grayscale и т. д.), размерностью гистограммы и определением расстояния между гистограммами.

В данной работе реализовано несколько модификаций метода, использующих разные способы квантования множества цветов и вычисления расстояния между гистограммами. Используются две базовые палитры и, следовательно, два метода построения гистограммы.

11. РАЗБИЕНИЕ RGB-ЦВЕТОВ ПО ЯРКОСТИ.

В базовой палитре V_i ($0 \leq i < N$) определяется как множество цветов $C : C \in V_i$, где $i / N * I_{\max} \leq I(C) < (i+1) / N * I_{\max}$, где $I(C)$ – интенсивность цвета C , нормализованная так, что $0 \leq I(C) < I_{\max}$. Интенсивность вычисляется по классической формуле:

$$I(C) = 0.3 * R(C) + 0.59 * G(C) + 0.11 * B(C),$$

где R , G и B – красная, зеленая и синяя компоненты цвета C . $I_{\max} = 256$; $0 \leq I(C) < 256$. В частности, для черно-белых полутоновых изображений на N подмножеств разбивается исходное множество оттенков. Значение N выбиралось практически произвольно, сейчас установлено $N=16$.

Для сравнения гистограмм вводится понятие расстояния между ними – сумма модулей разности соответствующих элементов гистограмм. Некоторое усовершенствование метода достигается при вычислении расстояния на основании поэлементного сравнения гистограмм с учетом соседних элементов. Для каждого элемента гистограммы первого изображения вычисляется не одна, а три разности:

$$\begin{aligned} R_1(i) &= |H_1[i] - H_2[i-1]| \\ R_2(i) &= |H_1[i] - H_2[i]| \\ R_3(i) &= |H_1[i] - H_2[i+1]| \end{aligned}$$

(для $i = 0$ и $i = N$ вместо невычислимых разностей подставляются заведомо большие значения), итоговое же расстояние равно:

$$N-1 \\ S = \sum_{i=0} \min (R_k(i)), \\ i=0, 1 \leq k \leq 3$$

Этот способ не годится для произвольной базовой палитры, т. к. предполагает строгую упорядоченность множества цветов, как в случае с разбиением по яркости. Заметим, что так определенное S не является расстоянием в математическом смысле из-за несимметричности (нельзя гарантировать, что $S(H_1, H_2) = S(H_2, H_1)$). Основное преимущество алгоритма состоит в том, что он слабо чувствителен к изменению освещенности, что ощутимо улучшает результаты его применения на широком классе изображений.

Этот метод построения гистограмм наиболее эффективен для черно-белых полутоновых изображений. Для цветных RGB-изображений лучшие результаты дает другой способ.

12. РАЗБИЕНИЕ RGB-ЦВЕТОВ ПО ПРЯМОУГОЛЬНЫМ ПАРАЛЛЕЛЕПИПЕДАМ

Цветовое RGB-пространство рассматривается как трехмерный куб, каждая ось которого соответствует одному из трех основных цветов (красному, зеленому или синему), деления на осях пронумерованы от 0 до 255 (большее значение соответствует большей интенсивности цвета). При таком рассмотрении любой цвет RGB-изображения может быть представлен точкой куба. Для построения цветовой гистограммы каждая сторона делится на n ($n=4$) равных интервалов, соответственно, RGB-куб делится на N ($N=64$) прямоугольных параллелепипедов. V_i – множество цветов, все компоненты которых попадают в определенные интервалы. Гистограмма изображения отражает распределение точек RGB-пространства, соответствующих цветам пикселей изображения, по параллелепипедам.

Выбор размерности гистограммы определялся из следующих соображений. При $n = 2$ ($N = 8$) считались бы одинаковыми, например, $\{126, 128, 126\}$ и $\{0, 255, 0\}$, что, естественно, недопустимо. Установка $n = 8$ ($N = 512$) приводит к тому, что базовая палитра становится более строгой, чем 8-битная. Такая точность не только автоматически дает некорректную обработку 256-цветных изображений, но и на остальных изображениях приводит к неестественным результатам. Очевидно, что при росте n ситуация только ухудшается. Поэтому было установлено $n=4$.

В качестве расстояния между гистограммами используется покомпонентная сумма модулей разности между ними. Несмотря на предельную

простоту подхода, он показывает довольно стабильные результаты. Распознаются схожие по цветовой гамме изображения.

13. ТЕКСТУРНЫЙ АНАЛИЗ

При анализе изображений важной их характеристикой служит текстура, которая присутствует во всех изображениях, начиная с изображений, получаемых с помощью самолетных и спутниковых устройств и заканчивая микроскопическими изображениями в биомедицинских исследованиях.

Один из аспектов текстуры связан с пространственным распределением и пространственной взаимозависимостью значений яркости локальной области изображения. Статистики пространственной взаимозависимости значений яркости вычисляются по матрицам переходов значений яркости между ближайшими соседними точками.

Матрица смежности (или матрица совместной встречаемости) уровней яркости представляет собой оценку плотности распределения вероятностей второго порядка, полученную по изображению в предположении, что плотность вероятности зависит лишь от расположения двух пикселей. Совершенно очевидно, что такие матрицы содержат информацию, характеризующую текстуру. По матрице совместной встречаемости вычисляется около двадцати признаков, такие как степень однородности, максимальная вероятность, контраст и другие.

Вычисляя признаки для различных изображений, можно получить многомерный вектор признаков текстур. Такие признаки четко связаны с визуальными особенностями текстуры и используются для поиска схожих изображений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Братцев С.Г., Мурзин Ф.А., Нартов Б.К., Пунтус А.А.** Конфликт сложных систем. Модели и управление. – М.: Изд-во МАИ, 1995. – 120 с.
2. **Грузман И.С., Киричук В.С., Косых В.П., Перетягин Г.И., Спектор А.А.** Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учебное пособие. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2000. – С. 22–27.
3. **Харалик Р. М.** Статистический и структурный подходы к описанию текстур – ТИИРЭ 5, 1979. – С. 98–118.
4. **Мишулина О.А., Тхей В.** Признаки корреляционного типа в системе распознавания текстурных изображений // Научная сессия МИФИ-2007. – М.: МИФИ, 2007. – Т. 2. – С. 17–18.