

ІНФАРМАТЫКА

УДК 681.3

В. В. БУЧА, С. В. АБЛАМЕЙКО

ВЫДЕЛЕНИЕ И ВЕКТОРИЗАЦИЯ ЛИНЕЙНЫХ ОБЪЕКТОВ
НА ЦВЕТНЫХ КАРТОГРАФИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ*Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси**(Поступила в редакцию 19.05.2004)*

1. Введение. Сканированные картографические данные должны быть векторизованы и представлены в ГИС формате. Предложено множество подходов и методов распознавания картографических изображений [1–8, 12]. Эти подходы можно разделить на автоматические и интерактивные [2]. В автоматическом режиме процесс оцифровки и распознавания происходит без непосредственного участия оператора, что достаточно сложно реализовать (особенно для цветных изображений).

Поэтому до сих пор не существует полностью автоматических методов для распознавания и векторизации цветных картографических изображений, которые давали бы отличные результаты распознавания картографических изображений, представленных с различным качеством и цветовой гаммой. Это происходит из-за того, что различные типы картографических объектов (дороги, здания, реки, специальные картографические символы, название улиц и т. д.) пересекаются и накладываются друг на друга, и частично из-за того, что геометрические формы и свойства картографических объектов меняются от карты к карте [3]. Следовательно, управляющие параметры автоматических алгоритмов распознавания должны быть тщательно выбраны и настроены для каждого нового семейства изображений [4].

В отличие от автоматических методов интерактивные подходы могут быть применены для векторизации широкого спектра картографических изображений без тщательной настройки управляющих параметров [2]. Времени на оцифровку с помощью интерактивных методов требуется больше по сравнению с автоматическими методами. Однако до тех пор пока автоматические методы не будут в состоянии верно распознавать все объекты картографического изображения, будет существовать потребность обрабатывать и редактировать нераспознанные объекты интерактивными методами. Высокоскоростные автоматические методы распознавания и эффективные методы интерактивной векторизации и коррекции необходимы для конструирования полной системы интерпретации картографических изображений [1].

В данной работе мы предлагаем метод выделения и векторизации цветных картографических изображений в качестве эффективного дополнения к уже существующим автоматическим методам. В основе предлагаемого подхода лежит предположение о существовании разбиения картографических объектов на однородные цветовые участки с фиксированными

цветовыми параметрами. Для определения однородности используется цветовое пространство HSI . Алгоритм представляет собой комбинацию интерактивного цветоделения, векторизации и алгоритма отслеживания объектов и состоит из следующих частей: создание однородных регионов, локальное утоньшение, поиск связанного пути и автоматическая векторизация. Благодаря интерактивности и локальному цветоделению появляется возможность использовать информативность цветного изображения в полной мере, получая правильные решения в тех случаях, в которых автоматическая векторизация не справляется.

2. Предлагаемый подход. На картографических изображениях встречаются несколько типов объектов, среди них особенно следует выделить линейные (линии определенной толщины и цвета обозначают реки, дороги, топологию), площадные (здания, лес, озеро и т. д.), специальные символы и текстовые обозначения. Предлагаемый нами подход относится к группе "сканирование и интерактивная векторизация" и предназначен для векторизации как линейных, так и площадных объектов.

В процессе векторизации оператору будет предлагаться решать неоднозначности и противоречия, которые алгоритм не сможет решать в автоматическом режиме. На цветном картографическом изображении данные неоднозначности возникают по следующим причинам: 1) зашумленность исходного изображения; 2) пересечение и наложение объектов друг на друга. Чтобы эффективно обрабатывать такие ситуации, мы предлагаем использовать интерактивное управление процессом векторизации и цветовые параметры для отделения объектов друг от друга и решения неоднозначностей с пересечением и наложением цветных объектов.

В основе предлагаемого подхода лежит предположение о существовании разбиения любого объекта на однородные по цвету регионы таким образом, что параметры, определяющие однородность регионов, фиксированы или меняются незначительно для всего объекта. Данный факт может быть установлен для отдельного семейства картографических изображений.

Процесс выделения на исходном изображении однородных регионов обычно называют сегментацией. Можно дать следующее формальное определение сегментации изображения [10]: если $P(\cdot)$ — это предикат однородности, определенный на группе связанных пикселей, то сегментация есть разделение набора F на связанные поднаборы или регионы (S_1, S_2, \dots, S_n) такие, что $\bigcup_{i=1}^n S_i = F$ и $S_i \cap S_j = \emptyset$ ($i \neq j$). Предикат $P(S_i) = \text{"истина"}$ для всех регионов S_i , и $P(S_i \cup S_j) = \text{"ложь"}$, когда $i \neq j$ и S_i и S_j являются соседними регионами.

Дадим определение связности пикселей, которое используется в определении операции сегментации. Для этого необходимо определить понятие метрики.

Метрика на множестве X — это функция $D : X \times X \rightarrow R^+$, которая: 1) положительно определена: $D(x, y) = 0$ тогда и только тогда, когда $x = y$; 2) симметрична: $D(x, y) = D(y, x)$ для любых x и y ; 3) для которой выполняется правило треугольника для любых x, y и z : $D(x, z) \leq D(x, y) + D(y, z)$.

Два пикселя называются *связанными*, если они являются соседями (расстояние между ними равно 1 в выбранной метрике). Связанная компонента изображения — это связанное множество пикселей в соответствии с выбранным типом метрики. Метрика зависит от расстояния. Мы используем шахматное расстояние, которое определяется по следующей формуле:

$$D(a_{i_1 j_1}, a_{i_2 j_2}) = \begin{cases} |i_1 - i_2|, & \text{если } |i_1 - i_2| < |j_1 - j_2|, \\ |j_1 - j_2|, & \text{если } |i_1 - i_2| \geq |j_1 - j_2|. \end{cases}$$

Рассматривается каждый объект как набор связанных регионов, причем каждый такой регион не содержит в себе неоднозначности и может быть векторизован в автоматическом режиме. Под регионом мы понимаем набор связанных между собой пикселей в окрестности $S_8(a_{ij})$ и обладающих свойством однородности (определяется в разд. 3). $S_8(a_{ij})$ — это

множество всех соседей пикселя a_{ij} , называемое 8-соседями a_{ij} . Множество $S_8(a_{ij})$ также называется 8-окрестностью пикселя a_{ij} . Также существует и $S_4(a_{ij})$ — множество пикселей, которое состоит из прямых соседей пикселя a_{ij} . Под прямыми соседями понимаются соседние пиксели в вертикальном и горизонтальном направлении.

Рассмотрим линейный объект O , все точки которого не удовлетворяют условию однородности. Существует разбиение данного объекта на однородные регионы при фиксированных параметрах однородности. В общем случае пиксели на границе между соседними регионами образуют общую для соседних регионов переходную область. Наличие таких областей позволяет производить совмещение регионов в автоматическом режиме. Уменьшение параметров подобия ведет к уменьшению размеров однородных регионов, а следовательно, и к увеличению времени векторизации. При увеличении параметров подобия будет увеличиваться неоднородность выбранных пикселей, что приведет к неоднозначностям, на разрешение которых требуется дополнительное время. Таким образом, оптимальным является выбор таких параметров, при которых время на обработку будет минимально.

Главная задача предлагаемого подхода — определить правильную принадлежность линейных сегментов к векторизируемому объекту и соединять сегменты правильным образом. Под сегментом в данном случае понимается вектор, который получается в процессе векторизации соответствующего региона. При возникновении неоднозначностей в процессе автоматической векторизации предлагается указывать оператору наиболее вероятные направления продолжения линейного сегмента, опираясь на исходное цветное изображение. Для этого мы используем следующие этапы алгоритма.

Определение начальной и конечной точки. Пользователь указывает начальную и конечную точку объекта для отслеживания линейного сегмента между этими точками. Данная информация воспринимается как дополнительные данные, контролирующие процесс выделения и объединения однородных регионов.

Создание однородного региона. На данном этапе происходит выделение всех точек, начиная с указанной пользователем в отдельный регион, которые удовлетворяют условиям: 1) однородности (разд. 3) и 2) связанности пикселей друг с другом в 8-связной окрестности. Каждая введенная пользователем точка создает один однородный регион.

Утоньшение региона или получение контура. В зависимости от типа распознаваемого объекта (площадной или линейный) получаем его тонкое представление или контур.

Поиск пути. На тонком растре выделяются ключевые пиксели (конечные и узловые пиксели), и осуществляется поиск связанного пути от начальной к конечной точке на тонком изображении, состоящего из комбинации двух однородных регионов. Под путем мы понимаем набор точек, связанных в 8-связной окрестности и ограниченных ключевыми пикселями.

Автоматическая векторизация и аппроксимация. Найденный путь подвергается автоматической векторизации и аппроксимации и сохраняется в необходимом векторном формате.

Предлагаемый подход напоминает ручную оцифровку карты, однако отличается интеллектуальностью и повышенной скоростью получения результатов.

В процессе выделения однородных регионов переходные области могут не существовать. В таких случаях теряется связность между регионами. Это часто происходит в местах пересечения с другими объектами. Для восстановления информации о связности предлагается использовать интерактивный подход, в котором разрыв заменяется полигональной аппроксимацией. Данная аппроксимация может быть выполнена в автоматическом режиме или в интерактивном, когда узлы полигона задаются пользователем. При возникновении неоднозначностей на изображении в процессе автоматической векторизации предлагается указывать пользователю наиболее вероятное направление продолжения линейного сегмента, опираясь на исходное цветное изображение.

3. Однородность регионов. Для описания цвета как математического объекта используются цветовые пространства, которые можно определить как метод, объясняющий и опи-

сывающий свойства и поведение цвета в конкретном контексте [9, 10]. Задачей цветового пространства является удобное описание цвета с помощью различных параметров. Для различных задач распознавания требуются различные характеристики цвета, скорость выполнения вычислений и их точность. Однако проблема выбора наилучшего цветового пространства является нетривиальной и одной из самых сложных в задачах распознавания образов [9].

Входное картографическое изображение представлено с помощью цветовой модели RGB . Данная модель хорошо подходит для формирования изображений на цветных дисплеях, но не подходит для систем распознавания и анализа из-за высокой корреляции между R , G , и B компонентами [10]. Под высокой корреляцией понимается изменение трех компонент при изменении интенсивности цвета. Также при сравнении точек в RGB -пространстве расстояние между ними будет представлено не с равномерным масштабом, что ведет к трудностям вычисления подобия двух цветов. Также с точки зрения распознавания цветных картографических изображений целесообразно ввести характеристики цветового тона и насыщенности, так как с их помощью можно производить классификацию и распознавание цветных картографических объектов. Поэтому выберем цветовое пространство, которое удовлетворяет следующим условиям: 1) инвариантно к бликам, теням, направлению и интенсивности освещения; 2) описывает интуитивно понятные человеку свойства цвета цветового тона и насыщенности.

Для продолжения четко определим понятия интенсивности I , насыщенности S и цветового тона H . Чтобы это сделать, приведем краткий обзор хорошо известных фактов из теории цвета. Красная (R), зеленая (G) и синяя (B) компоненты могут быть представлены в виде значений яркостей изображения, получаемых через три отдельных фильтра, которые основываются на следующих уравнениях:

$$R = \int_{\lambda} E(\lambda) S_R(\lambda) d\lambda, \quad G = \int_{\lambda} E(\lambda) S_G(\lambda) d\lambda, \quad B = \int_{\lambda} E(\lambda) S_B(\lambda) d\lambda,$$

где S_R , S_G , S_B — функции пропускающих световых фильтров, $E(\lambda)$ — излучаемый спектр, λ — длина волны. Можно определить цветовой куб с тремя осями R , G и B для представления RGB -пространства. Белый цвет получается, когда все три компоненты принимают значение M , где M является максимальной интенсивностью света, предположим, $M = 255$. Главная диагональ, которая соединяет "белый" и "черный" угол, определяет интенсивность:

$$I(R, G, B) = R + G + B.$$

Для описания цветового тона и насыщенности используются следующие преобразования RGB -пространства:

$$H(R, G, B) = \arctg \left(\frac{\sqrt{3}(G - B)}{(R - G) + (R - B)} \right), \quad S(R, G, B) = 1 - \frac{\min(R, G, B)}{I(R, G, B)}.$$

Получили цветовое пространство HSI — это одно из часто используемых в обработке цветных изображений цветовое пространство. Было замечено, что человек легко определяет различие цветов по цветовому тону (интенсивность и насыщенность практически не влияет на распознавание различных цветов), поэтому данное пространство отделяет информацию о цвете от информации об интенсивности. Цветовой тон представляет собой основные цвета и определяется с помощью длины доминирующей волны в спектральном распределении света. Цветовой тон может быть рассмотрен как локальный максимум в спектре. Насыщение — это мера чистоты цвета и показывает количество белого цвета, смешанного с цветовым тоном.

В работах [9, 10] было показано, что цветовой тон инвариантен к бликам, теням, направлению и интенсивности освещения. Данный факт используется нами для обработки и

сегментации объектов различных цветов. Однако мы используем и остальные параметры данной цветовой модели, определяя пороги для каждого параметра. Среди главных достоинств этой модели стоит выделить то, что данное цветовое пространство основывается на модели человеческого восприятия [10], поэтому, используя это пространство, легко оперировать с понятными человеку понятиями цветового тона, насыщенности и интенсивности.

Введем меру подобия точек в цветовом пространстве HSI . Точка $P_1(H_1, S_1, I_1)$ подобна точке $P_2(H_2, S_2, I_2)$, если

$$\min(|H_1 - H_2|, |360 - H_1 - H_2|) \leq c_1, \quad |S_1 - S_2| \leq c_2, \quad |I_1 - I_2| \leq c_3,$$

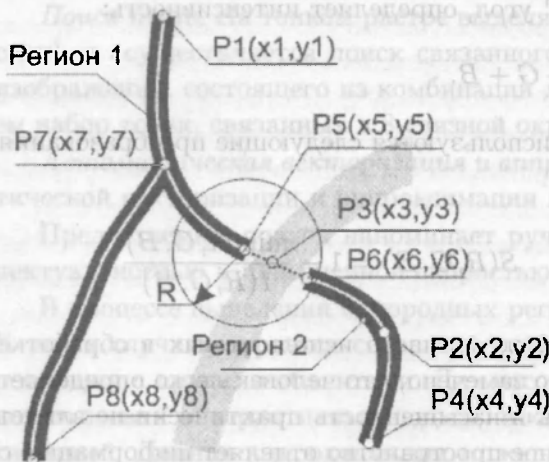
где c_1, c_2, c_3 — некоторые параметры и $0 \leq c_1 \leq 360, 0 \leq c_2 \leq 1, 0 \leq c_3 \leq 1$.

Было замечено, что данные параметры могут быть фиксированными для целого семейства картографических изображений. В случае работы с новым семейством документов данные параметры могут быть определены экспериментальным путем. Под семейством картографических изображений понимается набор изображений, для которого наблюдаются общие для всех изображений семейства признаки: яркость, контрастность, цветовая палитра, зашумленность и т. д. На данные признаки влияет множество факторов: тип сканера, год издания карты, условия хранения и т. д.

4. Создание однородного региона. Главной целью данного этапа является создание однородного региона, который будет содержать связанные между собой пиксели в 8-связной окрестности с подобными цветами. Степень подобия пикселей определяется условием однородности (см. разд. 3). Входом для алгоритма являются координаты указанной оператором точки, от которой начинается анализ. Пиксели каждого региона должны удовлетворять следующим условиям: 1) условие однородности выполняется для всех точек региона; 2) пиксели связаны в 8-связной окрестности.

5. Поиск пути и автоматическая векторизация. На этом этапе происходит выделение ключевых пикселей на регионах и выделение векторных сегментов, под которыми понимается граф, ограниченный ключевыми точками. Данному процессу мешают пересечение и накладывание объектов друг на друга, что порождает неоднозначности и неопределенности векторизации, которые проявляются в виде разрывов между регионами (рис. 1). На цветном изображении для автоматического решения таких ситуаций мы предлагаем использовать информацию о цвете регионов и расстояние между ключевыми пикселями для соединения таких сегментов в общий сегмент.

Определим понятие ключевых пикселей. Каждый пиксель изображения имеет восемь соседей, которые нумеруются в соответствии со следующей схемой:



a_4	a_3	a_2
a_5	$a_{i,j}$	a_1
a_6	a_7	a_8

Рис. 1. Пример работы алгоритма векторизации

Используя вышеприведенную схему в обработке бинарных изображений, определяют понятия связности и характеристические числа [16].

$A_4(a_{ij}) = \sum_{k=1}^4 a_{2k-1}$ — количество единичных элементов в S_4 , $A_8(a_{ij}) = \sum_{k=1}^8 a_k$ — количество единичных элементов в S_8 , $B_8(a_{ij}) = \sum_{k=1}^3 a_k a_{k+1}$ — количество единичных двоек в S_8 , $C_8(a_{ij}) = \sum_{k=1}^4 a_{2k-1} a_{2k} a_{2k+1}$ — количество единичных троек в S_8 , $N_c(a_{ij}) =$

$A_4(a_{ij}) - C_8(a_{ij})$ — число 8-связности, $C_N(a_{ij}) = A_8(a_{ij}) - B_8(a_{ij})$ — число переходов, где $a_9 = a_1$, $A_4(a_{ij}) = \sum_{k=1}^4 a_{2k-1}$, $a_k = 1 - a_k$.

С использованием этих чисел можно определить типы ключевых пикселей на утоньшенном изображении: конечный пиксель, если $\{A_8, N_c, C_n\} = 1$; узловой пиксель, если $\{N_c, C_n\} \geq 3$.

Рассмотрим типичную ситуацию, возникающую в процессе векторизации (рис. 1). Предположим, что пользователь хочет оцифровать участок линейного объекта, от точки P_1 до точки P_2 . Заметим, что данный участок пересекается другим объектом.

После того как оператор указал начальную P_1 и конечную точку P_2 , алгоритм создает два гомогенных региона (регион 1 и регион 2 на рис. 1). Заметим, что между точками P_5 и P_6 , принадлежащими различным гомогенным регионам, находится "пустое" пространство, которое обусловлено пересечением с другим объектом. В таких ситуациях автоматическая векторизация создает такой векторный результат, который должен быть дополнительно отредактирован и исправлен.

На следующем этапе происходит утоньшение регионов и выделение ключевых пикселей для каждого утоньшенного однородного региона. Мы рассматриваем только тип конечных и узловых пикселей. Так, например, точки P_2 , P_4 , P_6 , P_5 , P_1 относятся к группе конечных пикселей, а точка P_7 — к узловой группе.

После объединения тонких однородных регионов алгоритм пытается найти связанный путь между введенными точками. Если такой путь найден, то он подвергается векторизации и сохраняется в необходимом векторном формате. Иначе, мы находим ключевые пиксели с минимальным расстоянием между собой (на рис. 1 это точки P_5 и P_6). Если это расстояние меньше некоторого порога R , то вычисляется узловой пиксель P_3 и выполняется линейная аппроксимация, иначе, пользователь может указать свои узлы для воссоздания линейного сегмента или указать новые начальную/конечную точки.

Заметим, что точка P_2 , указанная пользователем, не является ключевой и рассматривается как направление "расширения" векторного представления. Векторное представление следует "расширять" до возникновения любого противоречия (встречен узловой или конечный пиксель). В нашем случае "расширение" производится до пикселя P_4 .

Конечная точка становится начальной на последнем этапе алгоритма. Оператор вводит новую конечную точку для продолжения построения объекта или завершает векторизацию текущего объекта. После обработки одного объекта производится обработка других объектов.

6. Практические результаты. Предложенный подход интерактивной векторизации был протестирован для оцифровки линейных объектов топографических карт и графиков. Примеры векторизации приведены на рис. 2, 3. Данный подход обеспечивает лучшее время и качество оцифровки в тех случаях, когда автоматическая векторизация не дает удовлетворительных результатов. Благодаря использованию цветных изображений появляется возможность использовать информативность цвета в более полной форме, получая правильные результаты с помощью наглядного и интеллектуального метода векторизации. Появляется возможность сохранять информацию не только о толщине, типе линии, но и о цвете (рис. 3), которая может быть использована более высокими распознавательными уровнями.

Предлагаемый метод не предназначен для полной замены автоматической векторизации и распознавания. Но он крайне полезен и необходим как важное дополнение к уже существующим автоматическим методам, поскольку позволяет редактировать и оцифровывать наиболее сложные участки картографического изображения. Правильная векторная модель может быть получена даже в случае невысокого качества исходного изображения (рис. 3), когда присутствует тяжело устранимый шум. Также алгоритм устойчив к резкому изменению фона или цвета объекта.

Алгоритм был разработан для векторизации картографических изображений. Однако алгоритм может быть применен и для других типов изображений: CAD/CAM инженерные

чертежи, схематические диаграммы, графики (рис. 3) и т.д. Принципиальной разницы в работе алгоритма для различных типов изображений не существует.

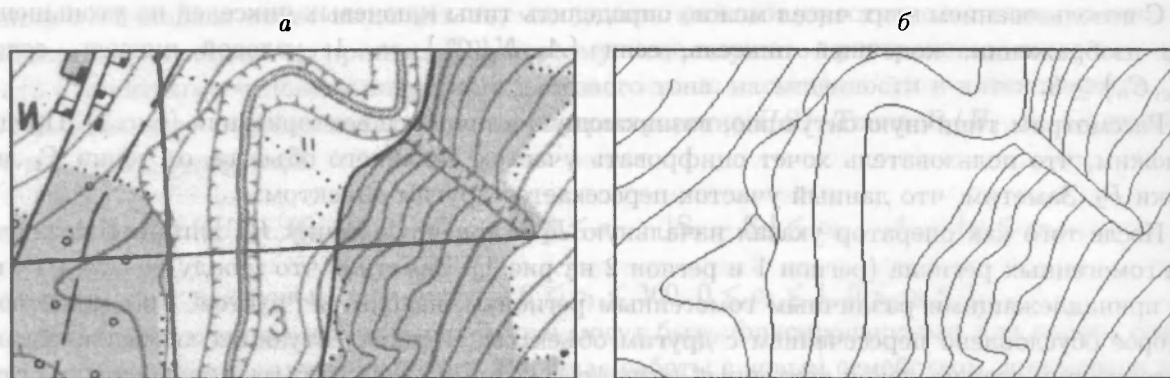


Рис. 2. Исходное (а) и векторизованное (б) цветное картографическое изображение

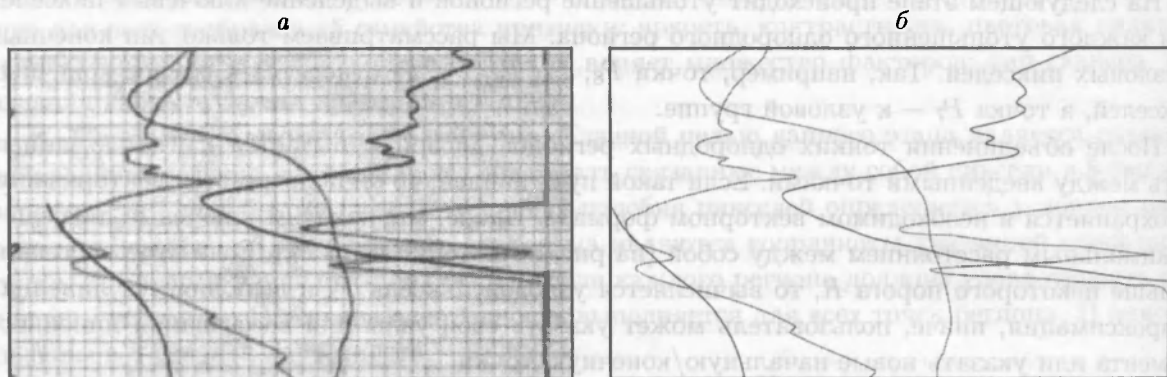


Рис. 3. Исходное (а) и векторизованное (б) цветное изображение графика

7. Заключение. Очевидно, что идеальным решением задачи векторизации изображений будет полностью автоматическая система интерпретации. Однако теория распознавания на текущий момент не позволяет создать полностью автоматический процесс распознавания без вмешательства человека. Поэтому можно сказать, что главная цель систем распознавания заключается в создании таких систем, в которых минимизируется ручная работа, которую выполняет оператор в процессе оцифровки графической информации [5].

Предлагаемый нами подход предназначен для минимизации рутинной работы оператора, выполняя векторизацию и извлечение линейных и площадных объектов с цветных картографических изображений. Полученный метод удовлетворяет следующим необходимым условиям качественных алгоритмов извлечения линейных объектов [7]: 1) способен полностью распознавать элементы чертежа; 2) эффективно обрабатывает точки пересечения объектов; 3) не чувствителен к выбору начальных пикселей; 4) устойчив к шуму и искажениям изображения; 5) способен обрабатывать как кривые, так и линейные сегменты.

Литература

1. Janssen R., Vospepoel A. // Computer vision and image understanding. 1997. Vol. 65. P. 38 – 56.
2. Suzuki S., Yamada T. // Pattern Recognition. 1990. Vol. 23. P. 919 – 933.
3. Watanabe T., Fukumura T. // Proceeding of ACCV'95. Singapore. 1995. P. 617 – 622.
4. Lee K., Cho S., Choy Y. // Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2000. Vol. 13, No 2. P. 165 – 178.
5. Ablameyko S., Bereishik V., Frantskevich O. et al. // Pattern Recognition and Image Analysis. 1995. Vol. 5, No 3. P. 380 – 401.
6. Levachkine S., Velazquez A., Alexandrov V., Kharinov M. // Lecture Notes in Computer Science. Springer – Verlag, Heidelberg, 2002. P. 178 – 189.

7. Jiang Z., Zhao H., Liu J., Hu J. // Proceedings of 14th IAPR International Conference on Pattern Recognition. Australia, 1998. P. 1084 – 1088.
8. Ablameyko S., Bereishik V., Homenko M. et al. // International Journal of Image and Graphics. 2002. Vol. 2, No3. P. 453 – 479.
9. Gevers T., Smeulders A. // Pattern Recognition. 1999. Vol. 32. P. 453 – 464.
10. Cheng H., Jiang X., Sun Y., Wang J. // Pattern Recognition. 2001. Vol. 34. P. 2259 – 2281.
11. Ebi N., Lauterbach B., Anheier W. // Machine Vision and Applications. 1994. Vol. 7. P. 148 – 164.
12. Ogier J., Adam S., Bessaid A., Bechar H. // Proceeding of 4th Int. Workshop of Graphics Recognition. 2001. P. 229 – 244.
13. Stapor K. // Machine Graphics and Vision. 2000. Vol. 8, No1. P. 182 – 192.
14. Lefèvre S., Mercier L., Tiberghien V., Vincent N. // Proceeding of IS&T European conference on color in graphics, image and vision. France, 2002. P. 363 – 367.
15. Todoran L., Worring M. // ISIS Technical report. 2000. Vol. 21.
16. Toriwaki I., Kato N., Fukumura T. // IEEE Trans. Systems. Man and Cybernetics. 1979. P. 628 – 643.

V. V. BUCHA, S. V. ABLAMEYKO

LINE OBJECTS EXTRACTION AND VECTORIZATION IN COLOR CARTOGRAPHIC IMAGES

Summary

An approach for vectorization and intellectual extraction of line objects is proposed which works with color cartographic images. As well approach can be applied to process other types of color images (CAD\CAM engineering drawings, schematic plots, charts and etc.) It consists of four main stages: homogeneity region creation, local thinning, connected path search and automatic vectorization. The proposed approach doesn't intend to complete automatic vectorization and recognition replacement. But it's extremely useful and essential as an important addition to existent automatic algorithms and it allows to edit and to digitize the most difficult image areas.