

О.Б. Дудинова<sup>1</sup>, С.Г. Удовенко<sup>2</sup><sup>1</sup> ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, olga.dudinova@nure.ua<sup>2</sup> ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, serhii.udovenko@nure.ua

## КОМПЬЮТЕРНЫЙ АНАЛИЗ ПРОСТРАНСТВЕННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ПРИМЕНЕНИЕМ МАРКОВСКИХ МОДЕЛЕЙ

Предложен метод сегментации и выделения контуров пространственных цифровых изображений, основанный на применении марковских моделей. Результаты тестирования подтверждают перспективность использования метода для компьютерного анализа пространственно - распределенных данных в геоинформационных системах.

СЕГМЕНТАЦИЯ, МАРКОВСКАЯ МОДЕЛЬ, РАСТРОВЫЕ ДАННЫЕ, ГИС

### Введение

Для описания и анализа пространственных изображений в геоинформационных системах (ГИС) различного назначения и анализа цифровых изображений широко используются компьютерные методы, основанные на применении растровых и векторных моделей [1]. Растровая модель основана на представлении графической информации в виде матрицы или сети ячеек. Одной из основных задач обработки и анализа пространственных изображений является сегментация, т.е. разделение изображения на области, для которых выполняется определенный критерий однородности, например, выделение на изображении областей приблизительно одинаковой яркости. Понятие области изображения используется для определения связанной группы элементов изображения, имеющих определенный общий признак. Сегментация графических объектов непосредственно связана с выделением границ (контуров сегментов) в растровых изображениях при обработке спутниковых и аэроснимков в современных ГИС. Результаты такой обработки используются в процессе решения ряда прикладных задач, связанных, в частности, с распознаванием образов [2].

Алгоритмы выделения контуров сегментов и привязки их к существенным элементам изображения называют детекторами границ (edge detector) [3]. Детекторы границ используют относительно локальные фрагменты изображения, на основании анализа которых делается вывод о наличии краевых точек – точек изображения, в которых яркость изменяется особенно сильно. Совокупность краевых точек формирует края областей изображения.

Большинство существующих методов обработки пространственных изображений, полученных с помощью аэрокосмической съемки, не используют контекстные процедуры классификации. В то же время получили распространение теоретические исследования в этой области, в частности, работы, посвященные контекстной классификации с пространственными ограничениями на основе марковского моделирования [4].

Статистические методы состоят в определении границ решения, разделяющих пиксельное

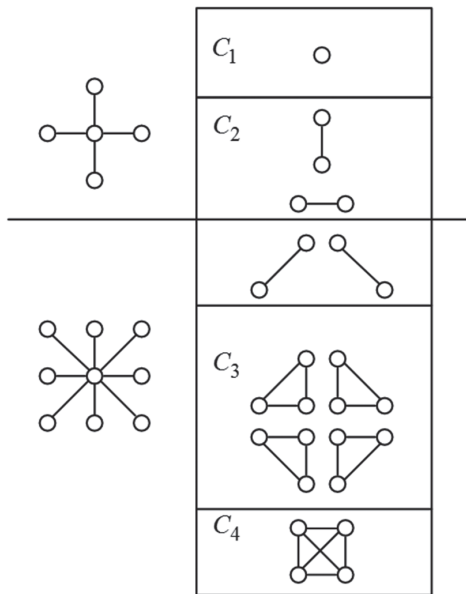
пространство на различные этикетированные зоны с помощью вероятностного моделирования пикселей и оценивания расстояний, ассоциируемых с таким моделированием. Дальнейшая классификация может осуществляться непосредственно для каждого пикселя с нахождением зоны, к которой он принадлежит, или по более сложным методам, анализирующим окрестность каждого пикселя с помощью марковских полей (Markov random field, MRF), что позволяет принимать во внимание пространственный контекст для получения более регулярных классификаций. Методы MRF отличаются от классических методов классификации учетом локальных взаимодействий между каждым пикселем и его соседями (окрестными пикселями) для определения различных районов изображения [5]. Модель MRF, которая предполагает, что изображение может быть представлено полем Маркова, требует использования итеративных методов типа «квантователь Гиббса» для определения закона поля; кроме того, возможно применение байесовских схем вычислений (с оцениванием типа MAP, MPM или рекурсивных алгоритмов).

Целью настоящей работы является разработка и тестирование метода сегментации и выделения контуров пространственных цифровых изображений, основанного на применении марковских моделей.

### 1. Марковская модель растровых изображений

Представим изображение как прямоугольную решетку, содержащую  $S$  пикселей. Каждому пикселю соответствует скалярный дескриптор  $\lambda$ , представляющий состояние пикселя и принимающий значения в пространстве состояний  $E$ . Для задания локальных взаимодействий надо структурировать пространственные отношения между различными пикселями сети. Для этого множеству  $S$  поставим в соответствие систему окрестностей  $V_s$  определяемую следующим образом:  $V_s$  включает такие элементы  $k$ , что  $s \notin V_s$ , а  $k \in V_s$  и  $s \in V_k$ . Заданной системе окрестностей соответствует набор клик, содержащих наборы соседних точек решетки, при этом порядок клики определяется количеством входящих в нее пикселей. Обозначим

как  $C$  набор клик, соответствующих окрестности  $V$ . Набор клик, ассоциируемый с системой окрестностей 2-го порядка, приведен на рис. 1.



**Рис. 1. Система пиксельных окрестностей 1-го и 2-го порядка**

Локальные взаимодействия соседних пикселей в градациях серого (или дескрипторов) могут определяться как потенциал клики. Пусть клике с соответствует потенциал  $U_c$ , значение которого зависит от уровня серого пикселей, входящих в клику. Тогда можно определить общую энергию изображения, как сумму потенциалов всех клик:

$$U = \sum_{c \in C} U_c, \tag{1}$$

а локальную энергию дуги как сумму потенциалов всех клик, к которым она принадлежит:

$$U_s = \sum_{c \in C/s \in C} U_c. \tag{2}$$

В марковском моделировании изображение рассматривается как реализация  $x$  случайного поля  $X = (X_s, X_k, \dots)$ . Уровень серого  $x_s$  для пикселя  $s$  определяет реализацию случайной переменной  $X_s$ . Глобальная вероятность для реализации  $x$  такого случайного поля позволяет отразить правдоподобие изображения и локальные условные вероятности величины  $s$  для оценки статистической связи между ее уровнем серого и остальной частью изображения, что позволяет использовать марковское моделирование для глобального случая, используя локальные модели. Эта марковская гипотеза является приемлемой для обработки спутниковых изображений, состоящих из однородных или текстурированных зон.

Перспективность применения марковского моделирования для анализа изображений подтверждается теоремой Хаммерсли-Клиффорда, которая позволяет установить соответствие между полем Маркова и полем Гиббса, когда ни одна из реализаций  $X$  не имеет нулевую вероятность. Мера

Гиббса для энергетической функции  $U(x)$  соответствует вероятности, определенной на некотором множестве  $L$ . Для нормализации ансамбля реализаций функции  $U(x)$  используется разделительная функция следующего вида:

$$Z = \sum_{x \in L} \exp(-U(x)). \tag{3}$$

Тогда поле Гиббса связывается с системой окрестностей  $V$ , принимая свойства случайного поля  $X$ , вероятность которого является мерой Гиббса с системой окрестностей:

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x)) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\sum_{c \in C} U_c(x)\right). \tag{4}$$

Таким образом, вероятность одной конфигурации зависит от набора локальных взаимодействий (на уровне клик). Чем больше общая энергия  $U(x)$ , тем меньше вероятность конфигурации. Это справедливо для следующих допущений:  $S$  – конечное множество, система окрестностей  $V$  ограничена, пространство состояний  $E$  является дискретным. Тогда случайное поле  $X$  является полем Маркова относительно системы окрестностей  $V$ , если оно совпадает с полем Гиббса, потенциалы которого ассоциированы с  $V$ .

В зависимости от системы окрестностей энергетическая функция  $U(x)$  может принимать различные формы. Например, для поля Маркова с четырехсвязной окрестностью эта функция определяется следующим образом:

$$U(x) = \sum_{c=(s) \in C_1} U_c(x_s) + \sum_{c=(s,k) \in C_2} U_c(x_s, x_k), \tag{5}$$

где  $C_1, C_2$  – клики 1-го и 2-го порядка соответственно.

Для синтеза реализаций поля Маркова при анализе изображений может быть использован так называемый квантователь Гиббса, позволяющий осуществлять итеративное преобразование изображений. На  $n$ -м шаге этого преобразования для выбранного пикселя  $s$  с учетом конфигурации системы окрестностей  $V_s$  для изображения на  $(n-1)$ -м шаге рассчитывается условная локальная вероятность

$$P(X_s = x_s / V_s) = \frac{\exp(-U_s(x_s / V_s))}{\sum_{\gamma \in E} \exp(-U_s(\gamma / V_s))}. \tag{6}$$

Рассчитанная вероятность используется для выбора очередного пикселя  $s$  на следующем шаге. Критерием останова алгоритма может быть осуществление заданного числа итераций. После квантования Гиббса получаем новую реализацию, используя методы определения наиболее вероятных конфигураций сегментов, соответствующих состояниям с минимальной энергией.

## 2. Детектирование контуров изображений с применением марковской модели

Рассмотрим задачу детектирования контуров в анализируемых растровых изображениях с применением описанной выше марковской модели.

Информация, содержащаяся в спутниковом изображении, представлена, как правило, в виде множества гомогенных фрагментов (зон), что надо принимать во внимание при кластеризации и классификации изображений. Применение марковских полей позволяет учитывать свойство влияния окрестности точки на саму точку и задавать таким образом зависимость между классом пикселей его соседей. Кроме того, марковские модели являются удобным инструментом для введения различных ограничений, связанных с пространственным и временным контекстами, определением контуров и т.п., благодаря возможности использования потенциальных функций.

На рис. 2 приведена схема предлагаемого алгоритма детектирования контуров в анализируемых изображениях, основанного на применении ИСМ-классификации со специфическими ограничениями сегментации и регуляризации.

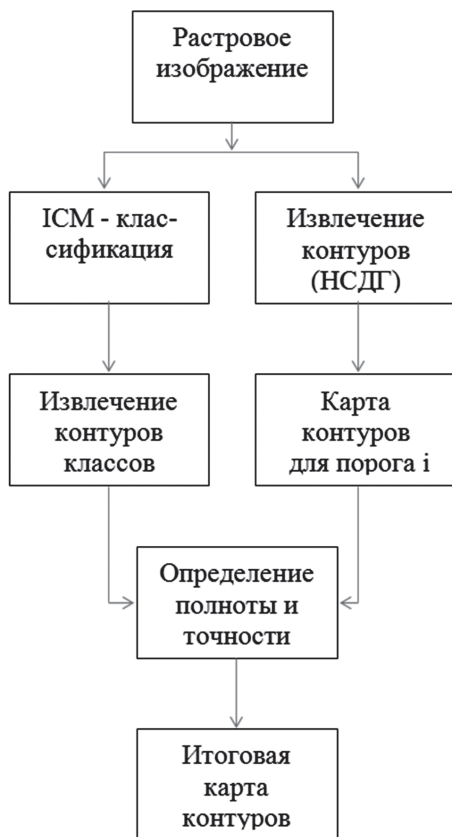


Рис. 2. Схема выделения контуров изображений

Опишем основные этапы общего алгоритма, реализующего предложенный метод.

Дискретные значения обрабатываемых изображений (наборы пикселей) формируются путем регулярной дискретизации с постоянным или переменным шагом в функции размерности изображения.

Входные данные параллельно обрабатываются в двух блоках алгоритма: блоке извлечения контуров классов (блок А) и блоке формирования карты контуров для различных пороговых значений (блок Б).

В блоке А на  $n$ -м шаге итеративного преобразования изображений для выбранного  $s$  (в соответствии с конфигурацией окрестности  $V_s$  для изображения на  $(n-1)$ -м шаге) рассчитывается условная локальная вероятность, которая используется для выбора очередного  $s$  на следующем шаге. Для вычисления наиболее вероятных конфигураций, соответствующих состояниям с минимальной энергией, применяется алгоритм ИСМ (Iterated Conditional Mode) [2]. На  $n$ -м этапе этого алгоритма осуществляются следующие операции:

- вычисляются локальные условные энергии  $P(X_s = \lambda / \hat{x}_r(k), r \in V_s)$  для всех возможных значений  $\lambda$  в пространстве  $E$ ;

- определяется изображение, соответствующее максимуму полученных локальных условных вероятностей:

$$\hat{x}_s(k+1) = \text{Arg max}_\lambda P(X_s = \lambda / \hat{x}_r(k), r \in V_s). \quad (7)$$

Для изображений в градациях серого ( $E = (0, 1, \dots, 255)$ ), формируемых с помощью ИСМ, можно использовать гауссовскую модель Маркова. Здесь система окрестностей имеет 4 или 8 связей, а  $U(x)$  принимает следующий вид:

$$U(x) = \beta \sum_{c=(s,k)} (x_s - x_k)^2 + \alpha \sum_{s \in S} (x_s - \mu_s)^2. \quad (8)$$

Первое слагаемое уравнения (8), соответствующее кликам 2-го порядка, является термом регуляризации, обеспечивающим малые разности уровней серого между соседними пикселями при  $\beta > 0$ . Второе слагаемое соответствует терму присоединения данных в случае, когда обрабатывается изображение с внешними данными. Отношение  $\alpha$  к  $\beta$  взвешивает значимость факторов присоединения данных и регуляризации.

Для извлечения контуров классов можно рассмотреть проблему в ракурсе байесовского подхода. Пусть мы имеем изображение  $y$ , которое можно рассматривать как реализацию случайного поля  $Y$ . Будем искать реализацию  $x$  классифицируемого изображения, моделируемого с помощью поля Маркова, где  $X$  – размеченное поле. Множества конфигураций не обязательно должны быть одинаковыми для  $X$  и  $Y$ . Целью классификации является получение реализации из  $X$  по наблюдениям данных  $y$ . Другими словами, речь идет о нахождении поля Маркова для  $X$ , где данные не являются полными, так как нет реализации из  $X$ .

Будем искать конфигурацию, максимизирующую вероятность  $X$  по отношению к данным  $y$ . В соответствии с правилом Байеса получаем выражение, в котором осуществляется анализ каждого из термов  $P(X = x / Y = y)$  и  $\mu$ , где  $\mu$  – константа, независимая от реализации  $X$ :

$$P(X = x / Y = y) = \frac{P(Y = y / X = x)P(X = x)}{P(Y = y)}. \quad (9)$$

Первый множитель в числителе (9) описывает процесс наблюдения и сбора данных. Предположим, что пиксели условно независимы:

$$P(Y = y / X = x) = \prod_S P(Y_S = y_S / X_S = x_S). \quad (10)$$

Применив для поля  $X$  марковскую гипотезу относительно окрестности для получения модели, получим:

$$P(X = x) = \frac{\exp(-U(x))}{Z}. \quad (11)$$

Используя классическую процедуру оценивания апостериорной вероятности, можно реализовать алгоритм минимизации энергетической функции с учетом ограничений, характерных для решаемой задачи.

Введем два дополнительных ограничения для процедуры сегментации: ограничение регуляризации и ограничение сегментации. Глобальная энергетическая функция, которая ассоциируется с пикселями изображений, может быть описана следующим образом:

$$U(x_s) = \sum U_1(x_s) + U_2(x_s). \quad (12)$$

Первая составляющая уравнения (9) связана с ограничением регуляризации (для восьмисвязной системы окрестностей) и задается суммой следующих потенциальных функций:

$$U_1(x_s) = \beta_1 \sum_{(s,k) \in C} \delta(x_s, x_k), \quad (13)$$

где  $\delta(x_s, x_k) = \begin{cases} -1 & \text{при } x_s = x_k, \\ 0 & \text{при } x_s \neq x_k \end{cases}$ ,  $\beta_1$  – параметр регуляризации.

Это ограничение позволяет сформировать непрерывные контуры классов для последующего анализа пикселей, относящихся к различным сегментам изображений. При этом создаются таблицы весовых коэффициентов, позволяющие в дальнейшем определить принадлежность выделяемых сегментов к одному из классов.

Для определения кусочно-линейных контуров будем использовать две процедуры. Первая процедура задает фиксированные (во время всей обработки) карты контуров  $L_g = \{l_g(i, j), 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$ . Вторая процедура предназначена для текущего формирования контуров  $L_c = \{l_c(i, j), 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$  в процессе обработки по следующему правилу:  $l_c(i, j) = 0$ , если два разделяемых пикселя принадлежат к одному классу, и  $l_c(i, j) = 1$  в противном случае. Таким образом, можно задать такую меру подобия между двумя рассмотренными типами контуров:

$$W(l_c(i, j), l_g(i, j)) = \begin{cases} 0, & \text{если } l_c(i, j) = l_g(i, j) \\ 1, & \text{если } l_c(i, j) \neq l_g(i, j) \end{cases}. \quad (14)$$

При этом энергетическая функция будет представлена следующим образом:

$$U(l_c(i, j), l_g(i, j)) = -\beta_g \sum_{(i,j) \in V_{ij}^g} W(l_c(i, j), l_g(i, j)).$$

Очевидно, что энергия класса уменьшается, если отнесение пикселя к этому классу не соответствует создаваемым контурам сегментов. Параметр

$\beta$  позволяет регулировать веса, задаваемые рассматриваемым ограничением.

Минимизацию энергетической функции можно осуществлять с применением так называемого параметра температуры  $T$ . Этот параметр имеет свой аналог в статистической физике (в частности, в термодинамике) и в рассматриваемом методе может использоваться для сглаживания процедуры поиска оптимальной конфигурации контуров классов и сегментов. Рассмотрим модифицированное распределение Гиббса с параметром температуры:

$$E(x / y) = \frac{1}{T} \cdot U(x_s) + f(y_s, \mu_{x_s}, \Sigma_{x_s}). \quad (15)$$

В предлагаемом методе надо уменьшать  $T$  от некоторого высокого значения до низкой температуры (ограничения). Слишком быстрое понижение провоцирует кристаллизацию в локальном минимуме энергии. Эти ограничения контролируются на каждой итерации параметром температуры. Начальная температура  $T_0$  выбирается повышенной, а затем регулярно уменьшается до стабилизации результатов, позволяющей выделить окрестность пикселя. Уменьшение температуры между двумя итерациями должно осуществляться медленно по наиболее эффективной схеме. Если же температуру уменьшать резко, возникает риск остановиться в локальном минимуме энергии (максимуме вероятности). Таким образом, надо избегать резких изменений температуры между двумя итерациями. Это можно сделать, изменяя  $T$  на каждой итерации следующим образом:

$$T_{i+1} = \frac{T_0}{\ln(i+1)} \quad \text{или} \quad T_{i+1} = \frac{T_i}{\ln(i+1)}. \quad (16)$$

На практике можно использовать следующую упрощенную формулу:

$$T_{i+1} = \alpha \cdot T_i, \quad 0.8 \leq \alpha \leq 0.9. \quad (17)$$

Вторая составляющая уравнения (9) связана с контурами и окрестностями сегментов изображения.

Для первичного детектирования контуров сегмента в соответствии со схемой, приведенной на рис. 2, целесообразно использовать нейросетевой детектор границ (НСДГ), описанный в [6]. В модифицированную версию НСДГ включена процедура определения порога сегментации. Основная процедура детектирования контуров сегментов в НСДГ состоит в представлении изображения с помощью окон, определяющих зону сегмента. Оконный оператор, реализуемый с применением нейросетевого блока, обрабатывает пиксели окна, чтобы определить, присутствует ли в нем признак выбранного атрибута. Этот оператор вычисляет разность между средними значениями с каждой стороны окна от центрального пикселя, осуществляя экспоненциальное взвешивание. При этом реализуется сглаживание, контролируемое контурами карты сегментации, и формируется таблица

весов на каждой итерации, чтобы определить доминантные классы для каждого сегмента. Для выбора порога сегментации изображения контуров используем параметры точности (F1) и полноты (F2), особенности применения которых описаны в работе [7].

Итоговая карта контуров соответствует наиболее приемлемому варианту сегментации исходного изображения.

### 3. Результаты тестирования

Разработанный в соответствии с предложенным подходом программный модуль компьютерного анализа растровых изображений, реализованный в среде Scilab, включает в себя два основных блока: блока извлечения контуров классов (блок А) и блока формирования карты контуров для различных пороговых значений (блок Б). На вход модуля поступают оцифрованные изображения в градациях серого. В блоке А осуществляется итеративное преобразование изображений для текущего пикселя (в соответствии с конфигурацией окрестности для изображения на предыдущем шаге) и рассчитывается условная локальная вероятность, которая используется для выбора очередного пикселя на следующем шаге и формирования значений глобальной энергетической функции. Алгоритм учитывает ограничения регуляризации и сегментации. В блоке Б осуществляется детектирование контуров сегментов с помощью нейросетевого детектора НСДГ.

Для тестирования разработанного модуля использовались пространственные данные из базы данных ГИС экологического контроля, представленные растровой моделью [6].

На рис. 3 приведены результаты выбора порога сегментации по оцениванию значений параметра полноты (F1) и точности (F2). Отметим, что при пороге выше 10 точность повышается, а полнота снижается. Наиболее сбалансированное значение порога соответствует интервалу от 9 до 11.

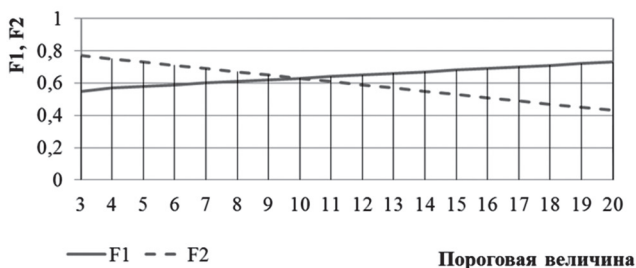


Рис. 3. Выбор порога сегментации

Качество сегментации и выделения контуров определялось количеством неправильно распознанных пикселей каждого класса, взвешенным

на общее количество пикселей этого класса на тестовом изображении. Было установлено, что оно пропорционально значению F3, определяемому следующим отношением:  $F3 = F1 \cdot F2 / ((F1 + F2) - F1 \cdot F2)$ .

Результаты моделирования подтверждают перспективность предложенного метода для компьютерного анализа растровых статических изображений в ГИС-приложениях.

### Выводы

Рассмотренный подход к компьютерному анализу изображений с использованием марковских моделей позволяет учитывать характер окрестности анализируемого пикселя и задавать таким образом зависимость между классами соседних пикселей. Кроме того, марковские модели являются удобным инструментом для введения различных ограничений, связанных, в частности, с определением контуров сегментов, благодаря возможности использования потенциальных функций. Результаты тестирования подтвердили достоинства применения марковских моделей при обработке растровых изображений в ГИС-приложениях.

Перспективным развитием предлагаемого подхода является рассмотрение задач его практического применения в ГИС экологического мониторинга для анализа пространственно-распределенных данных.

### Список литературы:

1. Куссуль Н. М. Геоінформаційна інфраструктура моніторингу навколишнього середовища та надзвичайних ситуацій / Н. М. Куссуль, С. В. Скакун, А. Ю. Шелестов // Наука та інновації – 2010. – Том 6, № 4. – С. 21-28.
2. Беяков С. Л. Комбинирование картографических изображений / С. Л. Беяков // Информационные технологии. – 2005. – С. 36-43.
3. Gonzalez R. C. Digital Image Processing / R. C. Gonzalez, R. E. Wood//. Prentice Hall - 2008. – 954 p.
4. Петюшко А.А. О марковских случайных полях и их связи с цепями Маркова / А.А. Петюшко // Интеллектуальные системы. Теория и приложения. – 2010. – том 14, № 1-4, С. 225-236.
5. Boykov Y. Interactive Graph Cuts for Optimal Boundary & Region Segmentation of Objects in N-D images / Y. Boykov, M.P. Jolly // Proc. of International Conference on Computer Vision, (ICCV), vol. I, pp. 105-112, 2001.
6. Дудинова О.Б. Метод неросетевой обработки зашумленных пространственных данных- / О.Б. Дудинова, С.Г. Удовенко // Автоматизированные системы управления и приборы автоматики. – 2015. – Вып. 173 – С. 14-23.
7. Idbraim S. An automatic system for urban road extraction from satellite and aerial images / S. Idbraim, D. Mammas, D. Aboutajdine, D. Ducrot // Wseas transaction on signal processing/ – 2008/ – Issue 10 – Vol 4 – P. 563-572.

Поступила в редколлегию 21.03.2017