

УДК 528.72 : 004.93

ОБНАРУЖЕНИЕ АНТРОПОГЕННЫХ ЗОН НА ОСНОВЕ ПОИСКА ПРОСТРАНСТВЕННЫХ АНОМАЛИЙ В КРУПНОМАСШТАБНЫХ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ*

С. М. Борзов¹, О. И. Потатуркин^{1,2}

¹Институт автоматизи и электрометрии СО РАН,
630090, г. Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 1

²Новосибирский государственный университет,
630090, г. Новосибирск, ул. Пирогова, 2
E-mail: borzov@iae.nsk.su

Выполнено сравнительное исследование информативности статистических и структурных признаков при обнаружении антропогенных зон по спутниковым изображениям высокого разрешения с применением решающих правил, сформированных на основе критериев Байеса и Неймана — Пирсона. Установлено, что наибольшая эффективность обнаружения объектов техносферы на естественном фоне достигается при поиске аномалий в локальной структуре изображений с использованием функций отклика Харриса.

Ключевые слова: дистанционное зондирование Земли, пространственные признаки, структура изображений, пространственные аномалии, поиск объектов.

Введение. Традиционно основой обработки данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) являются попиксельные спектральные технологии. Анализ спектрального отклика различных участков земной поверхности позволяет решать задачи землепользования, контроля пожарной опасности, прогноза урожаев и другие [1, 2]. Однако с запуском спутников высокого разрешения ("Ikonos", 1999 г., 3,28 м; "QuickBird", 2001 г., 2,44 м и т. д.) появились возможности использования данных ДЗЗ в ряде новых научных и практических задач, для которых применения только спектральных признаков недостаточно. В частности, при поиске антропогенных зон пространственное разрешение получаемых изображений уже позволяет различать отдельные здания, дороги и другие объекты неприродного происхождения. При этом классификация таких объектов по спектральным признакам затруднена вследствие их большого спектрального разнообразия. В то же время непосредственное использование методик обнаружения объектов, созданных для обработки аэрофотоснимков и основанных на 2D- или 3D-реконструкции, оказывается также невозможным, поскольку космические изображения ещё не достигли требуемого для этих целей разрешения. Так, в обзоре [3] указывается, что для обнаружения зданий требуется разрешение до 6 см, для поиска дорог — до 20 см. Наиболее важными признаками, на основе анализа которых в данной ситуации следует выполнять выделение антропогенных зон, по всей видимости, являются характерные параметры локальной структуры изображений.

При этом могут быть использованы два подхода: поиск фрагментов, обладающих определёнными характеристиками, и поиск нетипичных для естественных ландшафтов фрагментов. Для реализации первого подхода необходимо иметь описание класса обнаруживаемых объектов и в соответствии с ним выделять зоны интереса на анализируемом изображении. Однако выполнять поиск приходится, как правило, в широком диапазоне изменения освещённости, на разнообразном фоне, при неизвестных искажениях атмосферы,

*Работа выполнена при поддержке Президиума РАН, Сибирского отделения РАН (интеграционный проект № 74) и Российского фонда фундаментальных исследований (гранты № 11-07-00202, № 11-07-12083-офи-м-2011).

что существенно снижает его эффективность для решения большинства практических задач. Второй подход более универсален и основан на формировании описания классов фрагментов фона для каждого изображения с последующим поиском отклонений от полученного описания. Он предполагает разбиение пространства признаков на группы с помощью кластерного анализа и обнаружение фрагментов, не принадлежащих к полученным кластерам. Такой подход в научной литературе называется поиском аномалий [4].

Хотя в целом необходимость использования пространственных признаков при классификации ландшафтов по изображениям высокого разрешения на сегодняшний день очевидна, предметом исследований остаются способы их выбора и включения в анализ. Это связано с тем, что формирование системы признаков — наименее формализованная и в то же время наиболее ответственная процедура, определяющая в значительной степени успех всего последующего поиска.

Целью предлагаемой работы является сравнительное исследование эффективности различных пространственных признаков при обнаружении объектов техносферы по данным дистанционного зондирования Земли с применением методов, основанных на поиске пространственных аномалий. Применён подход, при котором в качестве первого шага осуществляется выбор избыточного количества признаков и затем выполняется их упорядочение с учётом одномерных критериев адекватности для разделения заданных классов. Очевидно, что при подобном методе выбора признаков не учитывается связь между ними (система из лучших k признаков не составляет лучшую систему из k признаков), его целью является уменьшение исходного количества признаков и выявление тех из них, которые порождают различия между классами. На следующем этапе формирования системы признаков требуется проводить дискриминантный анализ с использованием многомерных критериев (например, основанных на расстоянии Махаланобиса), однако это выходит за рамки представленной работы.

Выбор признаков. *Статистические признаки.* В качестве признаков могут использоваться такие статистические характеристики первого порядка, как среднее значение μ и среднеквадратичное отклонение σ яркости (или модуля пространственного градиента яркости) для фрагментов изображений, а также параметры, основанные на количественной оценке однородности одномерных гистограмм:

$$\begin{aligned} \text{— энергия } F_1 &= \sum_{i=0}^{N-1} G(i)^2, \\ \text{— энтропия } F_2 &= \sum_{i=0}^{N-1} G(i) \log G(i), \end{aligned}$$

где N — число градаций яркости изображения; $G(\cdot)$ — гистограмма яркости фрагмента.

При классификации ландшафтов, отличающихся текстурой изображения, традиционно применяются статистические характеристики второго порядка, определяемые на основе матриц смежности (совместной встречаемости) Харалика [5] и характеризующие пространственную взаимозависимость значений яркости фрагмента. Такая матрица $P(i, j, d, \psi)$ представляет собой оценку вероятности обнаружения в окрестности точки яркости i точки с яркостью j ; эти точки расположены на расстоянии d друг от друга при угловом направлении ψ . Как правило, ограничиваются рассмотрением лишь пикселей, находящихся в непосредственной близости ($d = 1$), и усредняют матрицы по всем ориентациям. Наиболее используемые признаки:

$$\text{— однородность } F_3 = \sum_{i, j=0}^{N-1} P(i, j) / (1 + |i - j|),$$

$$\begin{aligned}
& \text{— контраст } F_4 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j)(i-j)^2, \\
& \text{— различие } F_5 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j)|i-j|, \\
& \text{— энтропия } F_6 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j) \log P(i,j), \\
& \text{— энергия } F_7 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j)^2.
\end{aligned}$$

Структурные признаки. При обнаружении объектов техносферы важным свойством зон интереса является характерная пространственная структура изображений. В частности, для них свойственно наличие большого количества «особых точек», т. е. таких отсчётов, окрестность которых существенно отличается от окрестностей соседних. Для формирования признаков, характеризующих структуру изображения, в [6] предложено использовать детектор углов Харриса [7]. С этой целью из частных производных рассчитывается матрица

$$M = \begin{bmatrix} \sum_{\Omega} (dI/dx)^2 & \sum_{\Omega} (dI/dx)(dI/dy) \\ \sum_{\Omega} (dI/dx)(dI/dy) & \sum_{\Omega} (dI/dy)^2 \end{bmatrix},$$

где $I(x, y)$ — яркость в точке (x, y) ; $\Omega(x, y)$ — окрестность анализируемой точки, и формируется функция отклика

$$R = \det M - 0,04(\text{trace} M)^2.$$

Далее осуществляется поиск локальных максимумов функции R :

$$\widehat{R}(x, y) = \begin{cases} R(x, y), & R(x, y) \geq \max(R(x+k, y+l)), \\ 0, & R(x, y) < \max(R(x+k, y+l)), \end{cases} \quad k, l \in \Omega.$$

Затем выполняется процедура прореживания: остаются лишь отсчёты локальных максимумов, расстояние между которыми больше половины размера окрестности Ω .

Точки изображения, соответствующие локальным максимумам функций отклика, являются особенными. Для оценки антропогенности фрагмента в качестве признаков могут использоваться:

$$F_8 = \langle R(x, y) \rangle, \quad F_9 = \sqrt{\langle R(x, y)^2 \rangle - \langle R(x, y) \rangle^2},$$

$$F_{10} = \langle R(x_i, y_i) \rangle, \quad F_{11} = \sqrt{\langle R(x_i, y_i)^2 \rangle - \langle R(x_i, y_i) \rangle^2},$$

где x_i, y_i — координаты i -й обнаруженной особой точки, а $\langle \cdot \rangle$ — усреднение по фрагменту.

Исследование эффективности различных признаков при поиске объектов техносферы на естественном фоне проводилось на основе изображения окрестности Новосибирского Академгородка, полученного со спутника "QuickBird". Из данного изображения

формировалась обучающая выборка — набор фрагментов (рис. 1), относящихся к зоне городской застройки (класс «город»), сельской застройки (класс «дачи»), соснового и лиственного леса, поля (класс «фон»). Для всех фрагментов набора определялись значения перечисленных выше признаков. По полученным данным выполнялась оценка эффективности каждого из исследуемых признаков при обнаружении антропогенных фрагментов (объединённого класса «город \cup дачи») с применением решающих правил, сформированных на основе критериев Байеса и Неймана — Пирсона.

Байесовский подход к обнаружению основан на определении разделяющей функции (порога — в случае одного признака) путём анализа обучающей выборки и минимизации вероятности ошибки классификации. При его реализации в данной работе использовано предположение о нормальном законе распределения каждого класса. При реализации же метода Неймана — Пирсона никакого предположения о распределении класса неприродных

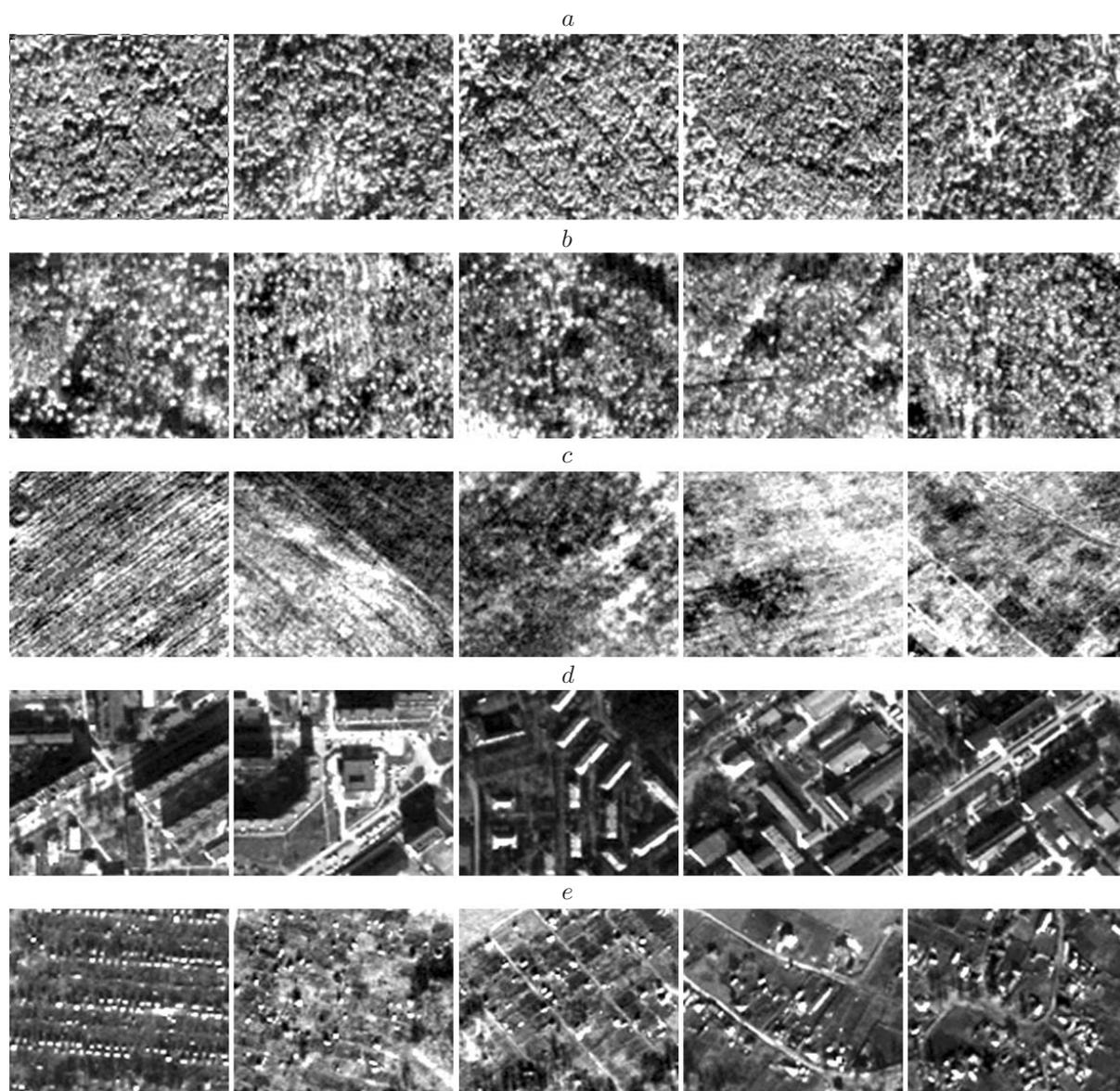


Рис. 1. Фрагменты классов: «фон» (*a* — сосновый лес, *b* — лиственный лес, *c* — поле), «город» (*d*), «дачи» (*e*)

объектов не делается и пороговое значение выбирается лишь исходя из среднеквадратичного отклонения σ класса «фон» по данному признаку (распределение объектов класса «фон» здесь также предполагается нормальным). Если объекты техносферы на наблюдаемой территории являются довольно редким явлением, то оценка статистических параметров распределений каждого признака может выполняться по всему входному изображению и такой подход позволяет осуществлять поиск аномалий в анализируемых данных.

Результаты расчётов приведены в таблице. Для оценки эффективности признаков использован метод исключения одного объекта (метод скользящего контроля), который состоит из m шагов, где m — объём обучающей выборки. На каждом шаге из неё удаляется один из объектов и пороговое значение определяется с помощью перечисленных выше методов по обучающей выборке объёмом $m - 1$. Затем путём сравнения значения признака оставшегося объекта с полученным порогом выполняется его классификация. Доля неправильно классифицированных объектов v за m шагов скользящего контроля определяет вероятность ошибки v/m , т. е. оценку эффективности применяемого признака.

Вероятность ошибки классификации является наилучшим критерием эффективности признаков. Однако на практике при коротких обучающих выборках такой метод недостаточно надёжен. Так, по данным таблицы (v_1 и v_2 — количество ошибок классификации байесовским методом и методом Неймана — Пирсона) можно сделать вывод о перспективности применения структурных признаков в комбинации с поиском аномалий, но объективно сопоставить их эффективность не удаётся. По этой причине на основе представленных выборок фрагментов выполнялась также оценка эффективности каждого признака для разделения классов путём определения нормированного расстояния между центрами

Признаки	$\mu^{(b)}$	$\sigma^{(b)}$	$\mu^{(o)}$	$\sigma^{(o)}$	v_1	v_2	r_1	r_2
Статистические признаки яркости								
μ_1	104,14	26,71	127,01	12,14	6	10	0,59	0,22
σ_1	10,66	3,17	42,86	16,45	0	1	1,64	2,98
F_1	0,045	0,033	0,023	0,008	10	10	0,54	0,92
F_2	3,70	0,33	4,82	0,38	0	3	1,58	1,76
Статистические признаки модуля пространственного градиента яркости								
μ_2	52,94	14,43	153,97	44,82	1	2	1,70	2,61
σ_2	34,28	9,95	175,84	63,52	0	0	1,93	6,19
Статистические признаки на основе матриц смежности								
F_3	0,14	0,02	0,095	0,013	2	10	1,30	1,35
F_4	84,90	40,03	1064,8	697,4	2	0	1,33	6,76
F_5	6,97	1,55	18,43	5,13	1	1	1,72	2,80
F_6	6,99	0,49	8,36	0,37	0	3	1,60	1,75
F_7	0,0014	0,0008	0,00035	0,00013	2	10	1,15	1,12
Структурные признаки на основе функции отклика угла Харриса								
F_8	0,091	0,096	27,97	35,64	4	0	0,78	39,7
F_9	0,11	0,12	124,80	158,94	4	0	0,78	183,1
F_{10}	0,28	0,32	261,4	391,97	4	0	0,66	85,3
F_{11}	0,21	0,24	499,67	688,35	3	0	0,72	277,4

сформированных кластеров:

$$r_1 = \frac{|\mu_i^{(b)} - \mu_i^{(o)}|}{\sigma_i^{(b)} + \sigma_i^{(o)}},$$

а также расстояния от центра кластера «фон» до ближайшего объекта обнаруживаемого класса (метод ближайшего соседа) с ориентацией на использование поиска пространственных аномалий:

$$r_2 = \frac{\min \left(|\mu_i^{(b)} - F_i^{(o)}(k)| \right)}{\sigma_i^{(b)}}.$$

Здесь $F_i^{(o)}(k)$ — значение признака i для фрагмента k ; $\mu_i^{(b)}, \mu_i^{(o)}$ — средние значения, а $\sigma_i^{(b)}, \sigma_i^{(o)}$ — среднеквадратичные отклонения двух этих классов по данному признаку (индексы b и o относятся к классам «фон» и «город \cup дачи»). Найденные значения критериев r_1 и r_2 приведены в таблице.

Анализ полученных данных показывает, что при оценке разделимости классов с использованием нормализованного расстояния между ними более предпочтительными выглядят статистические признаки. Для структурных признаков такая оценка оказывается весьма низкой в первую очередь из-за высокого $\sigma^{(o)}$ (СКО класса «город \cup дачи»). Среднеквадратичные отклонения этих признаков для фрагментов указанного класса превосходят их средние значения и, как минимум, на три порядка превышают $\sigma^{(b)}$ (СКО класса «фон»). Однако при обнаружении объектов техносферы путём поиска пространственных аномалий наиболее эффективными оказываются именно признаки, сформированные на основе функции отклика Харриса. Так, для представленного набора фрагментов расстояние в про-



Рис. 2. Поиск особых точек с применением детектора углов Харриса

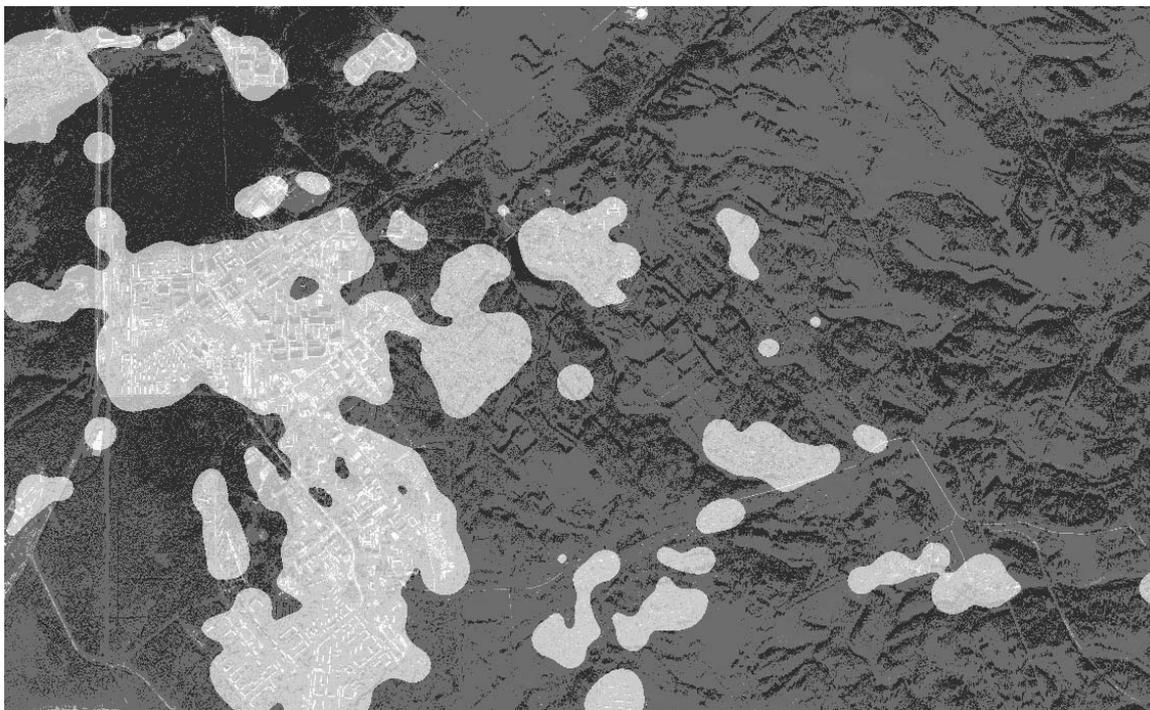


Рис. 3. Обнаружение антропогенных зон на основе поиска пространственных аномалий

странстве признаков от центра кластера «фон» до ближайшего объекта класса «город» в сотни раз превышает СКО первого класса. При этом достаточно уверенно обнаруживаются и фрагменты сельской застройки (расстояние от кластера «фон» до ближайшего объекта объединённого класса «город \cup дачи» в десятки раз превышает $\sigma^{(b)}$).

Результаты расчёта функции отклика «угол» для фрагмента исходного изображения размером 4500×3000 пикселей приведены на рис. 2. Анализ представленных данных показывает, что значительное количество особых точек обусловлено наличием зданий и дачных строений на наблюдаемой территории. Результат выделения антропогенных территорий путём поиска пространственных аномалий по признаку среднего значения локальных максимумов функции отклика для фрагментов размером 50×50 отсчётов представлен на рис. 3. Видно, что выполненная обработка позволила выделить территории, относящиеся как к городской, так и к сельской застройке.

Заключение. В предлагаемой работе выполнены исследования эффективности статистических и структурных признаков при классификации данных ДЗЗ с применением решающих правил, сформированных на основе критериев Байеса и Неймана — Пирсона. Показано, что обнаружение антропогенных зон по спутниковым изображениям высокого разрешения целесообразно осуществлять на основе поиска аномалий их локальной структуры с помощью критерия Неймана — Пирсона. При этом наиболее эффективными являются признаки, сформированные с помощью детектора Харриса. Разделимость по данной группе признаков классов «фон» и «город» (по критерию «расстояние до ближайшего соседа») в десятки раз выше, чем при использовании статистических характеристик первого и второго порядка. Расстояние же от кластера «фон» до ближайшего объекта объединённого класса «город \cup дачи» на порядок и более превышает среднеквадратичное отклонение класса «фон». Рассмотренные методы поиска могут быть реализованы для оперативного обнаружения объектов техносферы по крупномасштабным спутниковым изображениям в условиях естественного фона.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Гарбук С. В., Гершензон В. Е.** Космические системы дистанционного зондирования Земли. М.: Издательство «А и Б», 1997. 296 с.
2. **Кашкин В. Б., Сухинин А. И.** Дистанционное зондирование Земли из космоса. Цифровая обработка изображений: Учеб. пособие. М.: Логос, 2001. 264 с.
3. **Mayer H.** Automatic object extraction from aerial imagery — a survey focusing on buildings // Computer Vision and Image Understanding. 1999. **74**, N 2. P. 138–149.
4. **Chandola V., Banerjee A., Kumar V.** Anomaly detection: A survey // ACM Computing Surveys. 2009. **41**, N 3. Article 15. 58 p.
5. **Харалик Р. М.** Статистический и структурный подходы к описанию текстур // ТИИЭР. 1979. № 5. С. 98–118.
6. **Борзов С. М., Неженко Е. С., Потатуркин О. И.** Поиск объектов неприродного происхождения с использованием их структурных особенностей // Автометрия. 2010. **46**, № 5. С. 36–42.
7. **Harris C., Stephens M.** A combined corner and edge detector // Proc. of the Fourth Alvey Vision Conference. Manchester, 1988. P. 147–151.

Поступила в редакцию 24 февраля 2012 г.
