

УДК 517.528

ДЕШИФРИРОВАНИЕ КОСМИЧЕСКИХ СНИМКОВ НЕФТЕГАЗОПЕРСПЕКТИВНЫХ УЧАСТКОВ МОРСКОГО ШЕЛЬФА НА ОСНОВЕ ТЕКСТУРНЫХ ПРИЗНАКОВ

© З.В. Козлов, С.С. Павлюков, К.Ю. Суханов, 2006

Научный центр аэрокосмических исследований Земли
Института геологических наук НАН Украины, г. Киев

У статті розглянуті питання застосування текстурного аналізу до аерокосмічних знімків шельфу морського дна на прикладі ділянок Апшероно-Прибалхашської зони Туркменістану, знятих сенсором MODIS супутника Terra. Аналіз результатів досліджень показав, що на зображеннях, отриманих у результаті обробки космічних знімків, візуально спостерігаються фрагменти, які не проявлялися на космічних знімках до обробки. Зроблено висновок про можливість застосування параметрів матриць суміжних ймовірностей для дешифрування зображень морського шельфу.

В статье рассмотрены вопросы применения текстурного анализа к аэрокосмическим снимкам шельфа морского дна на примере участков Апшероно-Прибалхашской зоны Туркменистана, снятых сенсором MODIS спутника Terra. Анализ результатов исследований показал, что на изображениях, полученных в результате обработки космических снимков, визуально наблюдаются фрагменты, которые не проявлялись на космических снимках до обработки. Сделан вывод о возможности применения параметров матриц смежных вероятностей для дешифровки изображений морского шельфа.

The questions of textural analysis application to the sea shelf aerospace images obtained by MODIS sensor of Terra satellite by the example of Apsheron-Pribalhash area of Turkmenistan are considered in the article. Analysis of research results showed that on the images obtained after space images processing, there are visual observed fragments which did not show up on space images before processing. A conclusion about possibility of application of co-occurrence probabilities matrices parameters for marine shelf images interpretation is done.

Дешифровка изображений состоит в определении на основании признаков объекта его принадлежности к некоторому классу. Признаками являются результаты измерений на снимке яркости объекта и разных характеристик яркости. Результатом решения задачи распознавания есть алгоритм принятия решения, которое для каждого набора признаков указывает определенное решение. Выбор признаков $z=(z_1, z_2, \dots, z_n)$ часто ведется на интуитивной основе. Формализация описания текстуры изображения, разработка текстурных признаков и их количественных характеристик используются для автоматизированного распознавания изображений [1]. В результате текстурного преобразования изображения образовывается новая функция $S(l)$, которую по аналогии со спектрометрическим методом можно назвать текстурным спектром, а ее аргумент l - текстурной частотой (размерность l зависит от текстурного преобразования). Как текстурное преобразование можно выбрать любое преобразование с интегральными свойствами. В этом случае значения текстурного спектра на любой частоте будет зависеть от распределения яркости изображения и потому будет ее характеристикой. На основе текстурного спектра можно формировать текстурные признаки. По аналогии со спектральными: значения "энергии" спектра в отдельных интервалах частоты образуют совокупность первичных текстурных признаков, а их разные функции - совокупность производных текстурных признаков.

Класс объектов может задаваться моделью, которая определяет множества значений признаков для отдельных классов. Один из возможных подходов к формализации понятия

эталон основан на статистическом подходе к распознаванию, при котором множество признаков одного класса описывается соответствующим распределением производных текстурных признаков. В основе текстурных признаков лежит понятие текстуры - важнейшей характеристики моделей изображений [2].

Важным этапом в понимании и описании спутниковых изображений стал анализ текстуры для сегментации и классификации текстурных изображений. Текстура, определенная как связь между значениями соседних пикселей в градациях серого (ГС), из которой состоит все изображение, представляет первый уровень пространственных характеристик, которые могут извлекаться из цифрового изображения.

В анализе текстуры, наиболее важной задачей является извлечение характеристик текстуры, которые включают информацию, характеризующую пространственное распределение значений ГС. Широко применяется подход к дешифровке изображений по структурно-текстурным признакам. Известно [3], что для изображений, к которым можно отнести элементы ландшафтных зон, в том числе водной поверхности, функции автокорреляции яркости изображения довольно точно аппроксимируются экспонентными функциями. Стохастическая модель изображений дает возможность использовать случайный двухмерный марковский процесс. Математической формой описания марковской модели изображения есть матрица смежных вероятностей (МСВ) значений яркости космического снимка. Учитывая, что яркость изображения обычно передается 8-ми разрядным кодом, для 256 градаций яркости МСВ такого процесса имеет размер 256 x 256 элементов.

Применим известное текстурное преобразование, которое имеет название преобразования к матрице смежных вероятностей [1]. Текстурным спектром является матрица смежных вероятностей, а в трехмерную частоту входят значения яркости двух сопредельных элементов и угол, который задает направление смежности. Обычно используются производные текстурные признаки, например энергия, энтропия, контраст и др.

Предлагается метод, заключающийся в чисто статистическом методе текстурной классификации, которая основывается на матрицах смежных вероятностей градаций серого. Этот метод успешно используется в задачах анализа текстуры, так как он дает достаточно текстурно-контекстной информации для построения зависимостей на уровне человеческого восприятия текстуры. Наша цель - применить алгоритм классификации текстуры, основанный на матрицах смежных вероятностей градаций серого.

МСВ фактически является двумерной гистограммой частоты значений пары величин пикселей с данной пространственной связью. В итоге это формирует подобраз, который может формироваться парами градаций серого и частотой, с которой они встречаются. Матрицы смежных вероятностей определяют частоту встречи пары пикселей цифрового изображения в градациях серого, которые находятся на определенном смещении и вдоль некоторого направления. Они базируются на оценке условных плотностей вероятности второго порядка функции $p_{ij}(d, \Theta)$. Каждое значение $p_{ij}(d, \Theta)$ ($\Theta = 0, 45, 90, 135$) является вероятностью перехода значения градаций серого с "i" в "j", если смещение между пикселями d и его направление задано углом Θ .

Для фрагмента изображения в окне размером $L \times L$ элемент p_{ij} матрицы смежных вероятностей определяют как часто каждая пара пикселей градаций серого (i,j) встречается

в окне. В случаях, когда игнорируется разность между противоположными направлениями, то могут применяться симметричные стохастические матрицы для $\Theta = 0^\circ$, $\Theta = 45^\circ$, $\Theta = 90^\circ$ и $\Theta = 135^\circ$. Среднее число этих четырех матриц является средней матрицей p_{ij} , которая обеспечивает информацию об общем перераспределении образа в градациях серого.

Используемая обычно статистика МСВ включает среднее, дисперсию, энтропию, локальную однородность, корреляцию, инерцию, кластерный оттенок и кластерный выступ. В данной работе используются следующие параметры Харалика: среднее значение

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij}, \quad (1)$$

$$\mu_y = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} p_{ij},$$

дисперсия

$$\sigma_x^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_x)^2 \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij}, \quad (2)$$

$$\sigma_y^2 = \sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_y)^2 \sum_{i=0}^{L-1} p_{ij},$$

энергия, или второй момент

$$E = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij}^2, \quad (3)$$

энтропия

$$H = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij} \log_2(p_{ij}), \quad (4)$$

локальная однородность

$$L = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij} / \left[1 + (i-j)^2 \right]. \quad (5)$$

Отметим, что эти меры не могут быть шаблонами для всей важной текстурно-контекстной информации, которая содержится в МСВ.

Дешифровка снимков с целью проявить нефтегазоперспективные участки выполнялась методом распознавания с обучением, для обучения были взяты эталонные

участки, под которыми есть залежи нефти. Соответственно методу, описанному выше, была проведена обработка космических снимков фрагмента Каспийского моря, полученных с помощью сенсора MODIS КА Terra участков Апшероно-Прибалхашской зоны шельфа Туркменистана.

Дешифровка многозональных космических снимков выполнялась в пространстве параметров Харалика с использованием классификации методами параллелепипеда и по минимальному расстоянию. Метод параллелепипеда использует простое решающее правило, чтобы классифицировать данные. Решающие границы формируют N-мерную классификацию параллелепипеда в пространстве данных изображения. Размеры параллелепипеда классификации определяются на основе порога среднеквадратичного отклонения от среднего значения каждого избранного класса. Если значение пиксела лежит выше нижнего порога и ниже верхнего порога для всех спектральных полос, которые классифицируются, пиксел относят в текущий класс. Если значение пиксела попадает в несколько классов, то пиксел назначается в последний соответствующий класс. Области, которые не попадают ни в один из классов параллелепипеда, отмечаются как неклассифицированные [4]. Значения пикселов результирующих изображений правил изменяются в диапазоне от 0 до n (где n - число полос) и представляют собой число полос, которые удовлетворяют критерию параллелепипеда. Существует одно изображение правила для каждого избранного класса. Области, которые соответствуют определенному классу по всем полосам, переносятся как классифицированные области в классифицированное изображение. Если найдено больше чем одно соответствие, первый класс для вычислений переносится в классифицированное изображение.

Метод классификации по минимальному расстоянию использует векторы средних значений каждой сигнатуры, где и вычисляется Евклидовое кодовое расстояние от каждого неизвестного пиксела к вектору средних значений для каждого класса. Все пикселы классифицируются по ближайшему классу, если не заданы стандартное отклонение или порог расстояния. В этом случае некоторые пикселы могут быть не классифицированы, если они не удовлетворяют избранному критерию [4].

Предположим, что каждый учебный класс представлен вектором прототипа (или средних значений):

$$m_j = 1/N_j \sum_{x \in \omega_j} x \quad \text{для } j=1, 2, \dots, M,$$

где N_j – количество векторов учебных образов из класса ω_j . Базируясь на этом, мы можем назначить каждый данный образ x к классу его ближайшего прототипа путем определения близости к каждому m_j . Если нашим критерием близости есть Евклидовое кодовое расстояние, то расстояние до прототипа задается как:

$$D_j(x) = \|x - m_j\| \quad \text{для } j=1, 2, \dots, M.$$

Не сложно показать, что это эквивалентно вычислению:

$$d_j(x) = x^T m_j - 1/2 (m_j^T m_j) \quad \text{для } j=1, 2, \dots, M. \quad (6)$$

И когда $d_j(x)$ принимает максимальное значение, x назначается классу ω_j .

На рис. 1,а показан фрагмент космического снимка Modis 27.09.2004 г., координаты центра изображения 44.25° СШ, 47.96° ВД, канал №1 (0,620 – 0,670 м) с пространственным разрешением 1000 м.

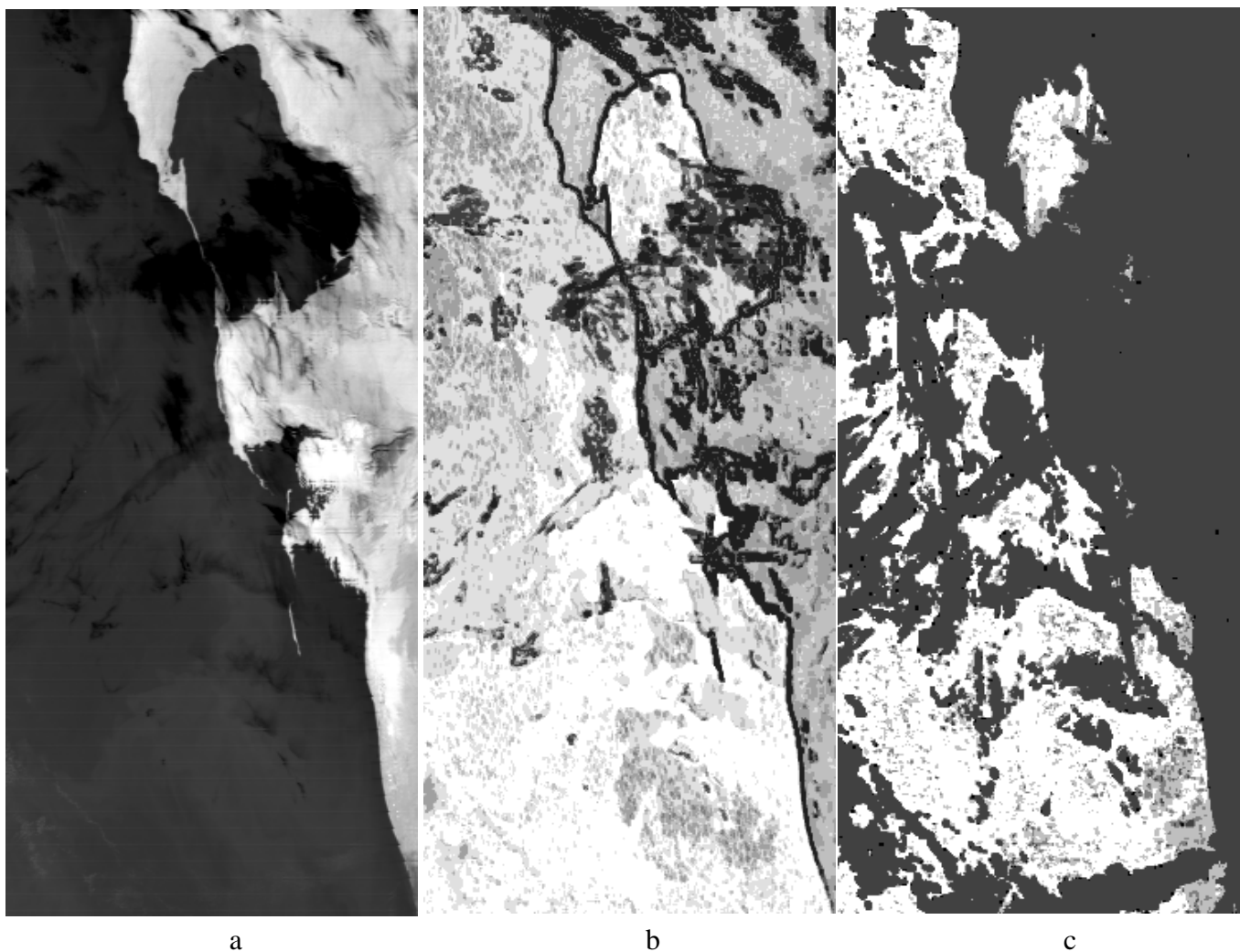


Рис.1. - Дешифрирование космического снимка Modis Каспийского шельфа Туркменистана на основе численного текстурного анализа

a - космический снимок Modis, канал 1 (0,620 – 0,670 μm) до обработки; b – после обучения на семи эталонных участках и обработки каналов Modis: №20(3,66-3,84 μm), №31(10,780-11,280 μm), №32(11,770-12,270 μm); c – после обучения на двух эталонных участках и обработки каналов Modis №1(0,620-0,670 μm), №6(1,628-1,652 μm)

На рис. 1,б - результаты его обработки путем вычисления параметров Харалика и дешифровка снимка в пространстве параметров Харалика. Каналы Modis: №20 (3,66 - 3,84 м), №31 (10,780 - 11,280 м), №32 (11,770 - 12,270 м). Параметры Харалика: среднее, дисперсия, локальная однородность, энтропия (1, 2, 5, 4). Для обучения взято семь эталонных участков, алгоритм классификации - метод параллелепипеда.

На рис. 1,с - результаты обработки снимка путем вычисления параметров Харалика и дешифровка снимка в пространстве параметров Харалика. Каналы Modis: №1 (0,620 - 0,670 m), №6 (1,628 - 1,652 m). Параметры Харалика: среднее, дисперсия, локальная однородность, энтропия (1, 2, 5, 4). Для обучения взяты два эталонных участка (Varinov-05, Gubkin-04), алгоритм классификации минимальное расстояние (6).

На рис. 2,а – результаты обработки снимка путем вычисления параметров Харалика и дешифровка снимка в пространстве параметров Харалика. Каналы Modis: №1 (0,620 - 0,670 m), №6 (1,628 - 1,652 m). Параметры Харалика: среднее, дисперсия, локальная однородность, энтропия (1, 2, 5, 4). Для обучения взят один эталонный участок (Zhdanov-02), алгоритм классификации - метод параллелепипеда.

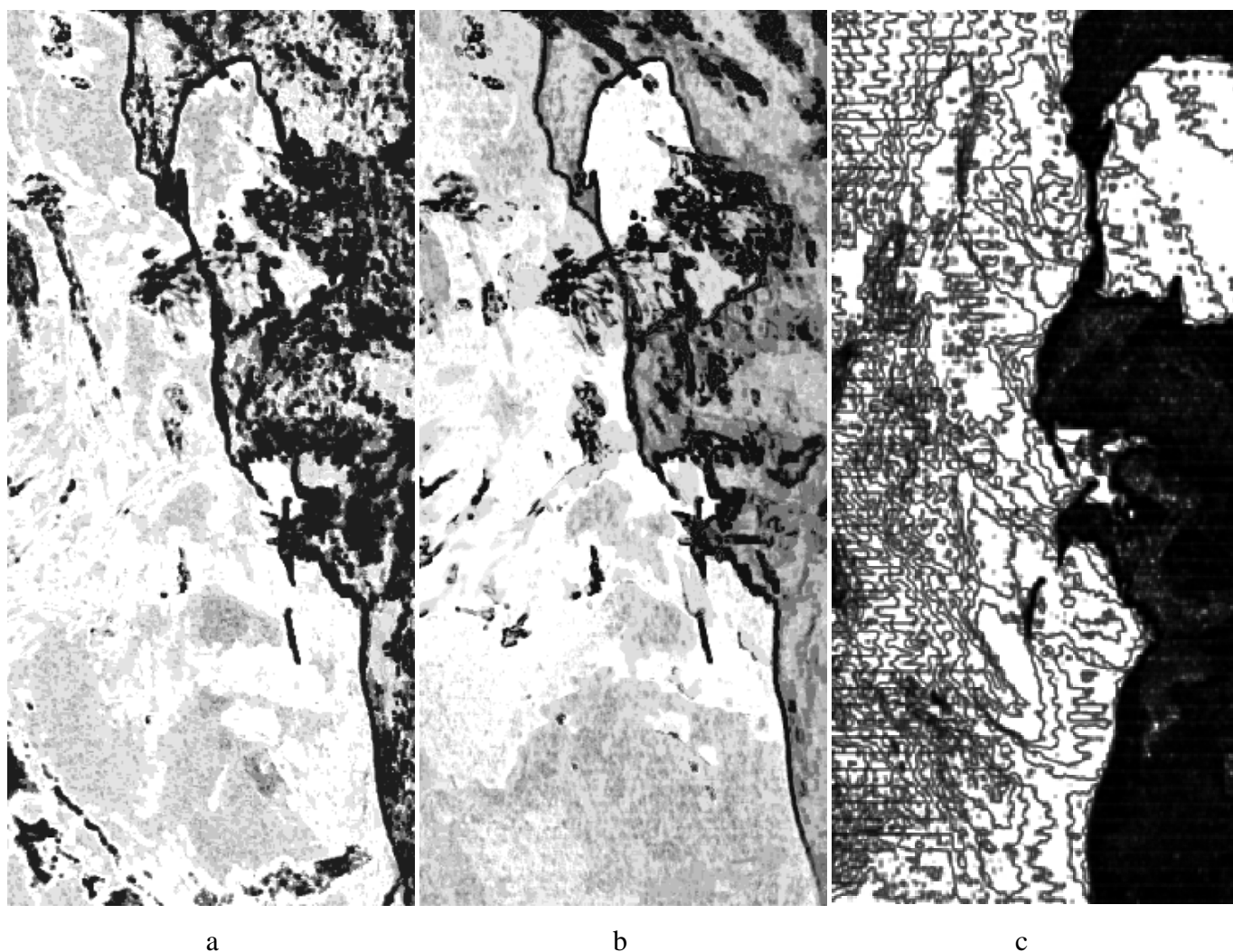


Рис. 2. - Дешифрирование космического снимка Modis Каспийского шельфа Туркменистана на основе численного текстурного анализа.

а – после обучения на одном эталонном участке и обработки каналов Modis: №1 (0,620-0,670 μm), №6 (1,628-1,652 μm); б - после обучения на семи эталонных участках и обработки каналов Modis: №20 (3,66-3,84 μm), №22 (3,929-3,989 μm), №23 (4,020-4,080 μm), №29 (8,400-8,700 μm), №31 (10,780-11,280 μm), №32 (11,770-12,270 μm); в - результаты обработки космического снимка Modis 20.08.2005 г., канал №6 (1,628-1,652 μm) путем вычисления параметра Харалика «энергия»

На рис. 2,b – результаты его обработки путем вычисления параметров Харалика и дешифровка снимка в пространстве параметров Харалика. Каналы Modis: №20 (3,66 - 3,84 m), №22 (3,929 - 3,989 m), №23 (4,020 - 4,080 m), №29 (8,400 - 8,700 m), №31 (10,780 - 11,280 m), №32 (11,770 - 12,270 m). Параметры Харалика: среднее, дисперсия, локальная однородность, энтропия (1, 2, 5, 4). Для обучения взяты семь эталонных участков, алгоритм классификации - метод параллелепипеда.

На рис. 2,c показаны результаты обработки космического снимка Modis 20.08.2005 г., канал №6 (1,628 - 1,652 m) путем вычисления параметра Харалика «энергия» (3).

Анализ результатов эксперимента показывает, что на изображениях, полученных в результате обработки космических снимков, визуально наблюдаются фрагменты, которые не проявлялись на космических снимках до обработки. На этих изображениях дается прогноз нефтегазоперспективности по результатам обучения на разных эталонных участках и по разным алгоритмам классификации. Так, например, на рисунках, полученных после обработки изображения и определения на нем текстур на шельфе, наблюдаются расположенные вдоль береговой линии структуры разных размеров и формы. Это свидетельствует об информативности полученных текстурных характеристик, которые могут быть использованы при исследовании геологических структур участков морского шельфа. Из анализа рельефа морского дна можно сделать вывод, что полученные текстурные характеристики в значительной мере соответствуют особенностям рельефа дна. Таким образом, обработка космических снимков может дать дополнительную информацию относительно нефтегазоперспективности и структурных особенностей морского шельфа. При условиях унаследованного развития тектонических структур шельфа Туркменистана такой анализ космоснимков является дополнительным информативным признаком для выделения нефтегазоперспективных объектов.

Литература

1. Харалик Р. М. Статистический и текстурный подход к описанию текстур// ТИИЭР. - 1979. - №5. - С. 98-120.
2. Завалишин Н.В., Мучник И.Б. Модели зрительного восприятия и алгоритмы анализа. Оптико-структурный машинный анализ изображений. - Г.: Наука, 1974.
3. Красильников Н. Н. Теория передачи и восприятия изображений. - М.: Радио и связь, 1986. - 248 с.
4. J.A.Richards, 1999, Remote Sensing Digital Image Analysis, Springer-Verlag, Berlin, p. 240.