

АНАЛИЗ СВОЙСТВ ТЕКСТУРНЫХ ПРИЗНАКОВ ХАРАЛИКА И ПРИМЕРЫ ИХ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ДЛЯ ТЕМАТИЧЕСКОГО ДЕШИФРИРОВАНИЯ КОСМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Коробкова Е.И.

Московский государственный университет геодезии и картографии, 105064, Москва, Россия
e-mail: infxsup@gmail.com

Проведен комплексный сравнительный анализ распознавательных способностей всех 14 признаков Харалика. В ходе исследования была дана для каждого из 14 признаков полная характеристика по 14 ключевым параметрам и одинаковым для всех признаков (зависимость от поворота и ротационная инвариантность). Каждый из признаков Харалика был охарактеризован с примерами успешного использования в задачах дистанционного зондирования (обнаружение лесных пожаров, мониторинг морских аномалий, классификация растительности, сегментация радиолокационных изображений и т.д.). Полученные результаты позволят исследователям осознанно выбирать наиболее подходящие текстурные признаки, опираясь на детально обоснованные свойства каждого из них.

Ключевые слова: текстурные признаки Харалика, матрица смежности уровней серого (GLCM), дистанционное зондирование Земли, классификация изображений, инвариантность, вычислительная сложность.

ANALYSIS OF THE PROPERTIES OF HARALICK TEXTURAL FEATURES OF THE IMAGE AND EXAMPLES OF THEIR USE FOR THEMATIC DECODING OF SPACE IMAGES

Korobkova E.I.

Moscow State University of Geodesy and Cartography, 105064, Moscow, Russia

A comprehensive comparative analysis of the discriminative capabilities of all 14 Haralick features was carried out. For each of the 14 features, a complete characterization was based on 14 key parameters that were the same for all the features (dependence on rotation and rotational invariance). Each Haralick feature was characterized with the examples of successful use in remote sensing tasks (forest fire detection, monitoring of marine anomalies, vegetation classification, radar image segmentation, etc.). The obtained results will let researchers make informed choices of the most appropriate texture features, based on the thoroughly justified properties of each.

Keywords: Haralick textural features, gray level co-occurrence matrix (GLCM), remote sensing of the Earth, image classification, invariance, computational complexity.

Введение

В настоящее время при тематическом дешифрировании данных дистанционного зондирования Земли (ДЗ) широко используются текстурные признаки Харалика, однако порой исследователи используют их, не объясняя почему выбран тот или иной признак. Поэтому в настоящее время имеется необходимость провести анализ системы признаков и показать, какие из них являются оптимальными для решения тех или иных задач. Необходимо систематизировать признаки Харалика путем аналитического обзора, а также привести примеры их применения при решении тех или иных задач ДЗ и, соответственно, дать рекомендации.

Актуальность темы исследования обусловлена тем, что 14 текстурных признаков Харалика, предложенных в 1973 году [1], уже более 50 лет остаются золотым стандартом статистического текстурного анализа и активно применяются в задачах ДЗ, однако до сих пор не существует единого систематизированного источника, в котором все эти признаки были бы комплексно проанализированы по всему набору свойств. Большинство исследований ограничиваются рассмотрением и использованием при-

мерно лишь 3-5 наиболее популярных признаков, либо фокусируются на частных, специфических прикладных задачах, не давая целостной картины. Это вынуждает исследователей выбирать признаки эмпирическим путем, вместо того чтобы опираться на обоснованные рекомендации, что и определило необходимость настоящей работы. В данном исследовании была проведена оценка всех 14-ти признаков Харалика с классификацией по 16 параметрам.

При анализе космических изображений и работе с ними часто возникает ряд серьезных проблем, приводящих к зашумленности изображения: атмосферные помехи, разное пространственное разрешение, разное освещение и т.д. Соответственно, такие факторы прямо влияют на значения яркости, делая при этом традиционные методы классификации объектов, основанные только на спектральных каналах, недостаточно надежными [2]. В таких ситуациях применяют признаки Харалика, описывающие пространственные взаимоотношения пикселей и структуру, а не их абсолютные значения. Поэтому они являются устойчивыми к изменениям яркости и позволяют алгоритмам распознавать объекты на космических изображениях по их текстуре.

В качестве примера применения текстурных признаков Харалика можно привести исследования морских поверхностей по материалам космических съемок. В [3] для поиска температурных аномалий на поверхности моря в исследовании были выбраны 5 наиболее информативных признаков ($f_2, f_7, f_8, f_9, f_{11}$). В [4-5] для обнаружения зон апвеллинга по материалам космической съемки была выявлена устойчивая корреляция между признаками и температурой поверхности моря, смоделирована линейная зависимость для идентификации явления.

1. Текстурные признаки Харалика, их формулы и обозначения

В настоящей статье в дальнейшем признаки Харалика будут рассмотрены в записи формата f_n , где n – номер признака (от 1 до 14). Ниже приведена таблица (таблица 1), включающая в себя название признака на русском и английском языках, обозначение f_n , формулу. Под таблицей также приведены расшифровки всех обозначений, встречающихся в формулах, без дублирования.

Принятые обозначения:

$p(i,j)$ – вероятность перехода от яркости i к яркости j при заданном смещении, определяемом углом и расстоянием;

N_g – количество уровней серого в изображении после квантования;

n – абсолютная разность яркостей $|i-j|$;

μ_x, μ_y – средние отклонения частных распределений $p_x(i)$ и $p_y(j)$;

σ_x, σ_y – стандартные отклонения частных распределений $p_x(i)$ и $p_y(j)$;

$\mu = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} i \cdot p(i,j)$ – среднее значение яркости опорного пикселя (взвешенное по $p(i,j)$);

$p_{x+y}(k)$ – сумма вероятностей $p(i,j)$ для всех пар, где сумма яркостей $i+j$ равна заданному k ; $p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} i \cdot p(i,j)$, $k=i+j=2,3,\dots,2N_g$;

$i+j$ – возможное значение суммы яркостей двух пикселей;

μ_{x+y} – суммарное среднее;

$p_{x-y}(k)$ – распределение вероятностей, показывающее частоту встречаемости пар пикселей с абсолютной разностью уровней серого, равной k , т.е. $|i-j|=k$;

μ_{x-y} – разностное среднее (difference average), т.е. среднее значение всех разностей яркости в матрице смежностей уровней серого (центрирующий параметр);

$p_{x-y}(i)$ – распределение вероятностей, показывающее частоту встречаемости пар пикселей с определенной разностью i (от 0 до N_g-1);

$HXY = -\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) \log p(i,j)$ – энтропия совместного распределения яркостей опорного и соседнего пикселей;

$HX = -\sum_{i=1}^{N_g} p_x(i) \log p_x(i)$ – энтропия частного распределения опорного пикселя p_x ;

$HY = -\sum_{j=1}^{N_g} p_y(j) \log p_y(j)$ – энтропия частного распределения соседнего пикселя p_y ;

$HXY1 = -\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) \log \{p_x(i)p_y(j)\}$ – энтропия распределения, предполагающего независимость i и j ;

$HXY2 = -\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p_x(i)p_y(j) \log \{p_x(i)p_y(j)\}$ – энтропия совместного распределения, построенного как произведение частных распределений p_x и p_y , в

Таблица 1

Формулы, названия и обозначения текстурных признаков Харалика [1]

Текстурный признак Харалика	Формула	Текстурный признак Харалика	Формула
Второй угловой момент (Angular Second Moment, ASM)	$f_1 = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \{p(i,j)\}^2$	Суммарная энтропия (Sum Entropy)	$f_8 = -\sum_{k=2}^{2N_g} p_{x+y}(k) \log \{p_{x+y}(k)\}$
Контраст (Contrast)	$f_2 = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{ i-j =n} p(i,j) \right\}$	Энтропия (Entropy)	$f_9 = -\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) \log p(i,j)$
Корреляция (Correlation)	$f_3 = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i \cdot j) p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$	Разностная дисперсия (Difference Variance)	$f_{10} = \sum_{k=0}^{N_g-1} (k - \mu_{x-y})^2 \cdot p_{x-y}(k)$
Сумма квадратов – дисперсия (Sum of Squares: Variance)	$f_4 = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - \mu)^2 p(i,j)$	Разностная энтропия (Difference Entropy)	$f_{11} = -\sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x-y}(i) \cdot \log(p_{x-y}(i))$
Обратный разностный момент (Inverse Difference Moment, IDM)	$f_5 = \text{IDM} = \sum_{i=1}^{N_g-1} \sum_{j=1}^{N_g-1} \frac{1}{1 + (i-j)^2} \cdot p(i,j)$	Информационная мера корреляции 1 (Information Measure of Correlation 1, IMC1)	$f_{12} = \frac{HXY - HXY1}{\max\{HX, HY\}}$
Суммарное среднее (Sum Average)	$f_6 = \sum_{k=2}^{2N_g} k \cdot p_{x+y}(k)$	Информационная мера корреляции 2 (Information Measure of Correlation 2, IMC2)	$f_{13} = \sqrt{1 - \exp^{-2,0 \cdot (HXY2 - HXY)}}$
Суммарная дисперсия (Sum Variance)	$f_7 = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i + j - \mu_{x+y})^2 \cdot p(i,j)$	Максимальный коэффициент корреляции	$f_{14} = \sqrt{\lambda_2(Q)}$

предположении независимости i и j ;

$\lambda_2(Q)$ – второе по величине собственное значение матрицы Q ; $Q(i,j)=\sum_{k=1}^{N_g}(p(i,k) \cdot p(j,k))/(p_x(i) \cdot p_y(k))$;

$p_x(i)=\sum_{j=1}^{N_g}p(i,j)$ – частное распределение вероятностей для опорного пикселя;

$p_y(k)=\sum_{i=1}^{N_g}p(i,j)$ – частное распределение вероятностей для соседнего пикселя.

2. Параметры текстурных признаков Харалика

2.1. Функциональные группы

Текстурные признаки Харалика можно структурировать по 3-м функциональным группам [1], что позволяет упорядочить их, а также облегчить выбор необходимых мер в зависимости от поставленной задачи:

1) *Группу упорядоченности (orderliness group)*, характеризующую степень регулярности и предсказуемости текстурной структуры (упорядоченность – при высоких значениях, хаотичность – при низких): признаки f_1, f_9 . Признаки этой группы позволяют оценить регулярность текстурной структуры, что крайне важно для классификации городских и природных ландшафтов [6-7].

2) *Группу контраста (contrast group)*, оценивающую локальные яркости, фиксируя величину различий между соседними пикселями (большие перепады яркости – при высоких значениях): признаки f_2, f_5 . Группа контраста объединяет признаки, описывающие локальные вариации яркости. Они количественно измеряют, насколько интенсивно меняются значения от пикселя к пикселю, и позволяют эффективно отделять обрабатываемые участки от фона, в частности, для выделения сельскохозяйственных полей [8].

3) *Группу статистики (statistics group)*, описывающую разброс, среднее и линейные зависимости между пикселями, а также распределение значений в матрице смежностей уровней серого (GLCM), применяя к ней классические статистические показатели: признаки f_3, f_6, f_7, f_8 . Признаки этой группы применяют при классификации сложных, неоднородных объектов, например, для различия между разными типами облаков, типами снега (сухой, мокрый, тающий) [9].

Признаки $f_{10}-f_{14}$ можно также отнести к группе статистики, но учитывая, что они вспомогательные, можно выделить их в отдельную группу статистики 2-го порядка. Деление текстурных признаков Харалика на группы очень полезно на практике. Комбинирование различных признаков друг с другом дает хорошие результаты. Например, в сочетании текстурных признаков обучили классификатор случайного леса для разделения пахотных земель и пустошей: применение GLCM позволило повысить точность разделения объектов с 93.8 до 97.3% [10].

2.2. Инвариантность к монотонным преобразованиям яркости

Инвариантность к монотонным преобразованиям яркости представляет собой одно из ключевых свойств, вытекающих напрямую из математической структуры текстурных признаков Харалика. В оригинальной работе Харалика [1] было определено, что 7 текстурных признаков ($f_1, f_8, f_9, f_{11}, f_{12}, f_{13}, f_{14}$) из 14-ти полностью инвариантны к любым монотонным преобразованиям. Данное свойство обусловлено тем, что эти признаки основаны на вероятностях $p(i,j)$, остающихся неизменными при монотонных преобразованиях. Остальные 7, неинвариантных признаков ($f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_{10}$) зависят от абсолютных значений и разностей уровней серого.

Признаки Харалика, инвариантные к яркости, востребованы в некоторых задачах ДЗ, таких как, например, выявление регулярности текстурной структуры для идентификации растительности или городских территорий [11]; оценка сложности и степени хаотичности изображения для классификации сложных сочетаний объектов на космических изображениях [12].

2.3. Инвариантность к квантованию. Масштабируемость

При работе с текстурными признаками Харалика вопрос квантования уровней серого N_g является наиболее чувствительным аспектом.

Квантование – процесс приведения исходного значения яркости пикселя к одному из небольшого числа дискретных уровней.

Проблематичность воспроизводимости вычислений связана с зависимостью от выбора количества уровней серого тона (или чувствительностью космического датчика N_g). Из-за слишком малого значения N_g можно упустить более мелкие детали на космических изображениях. Из-за слишком большого значения N_g в большинстве ячеек будут нули, GLCM становится очень большой и разреженной. В обоих случаях главную проблему исследований признаков Харалика по материалам космической съемки представляет зависимость от субъективного выбора параметра, подбора оптимального значения N_g . В итоге, одним из предложенных методов [11] стала инвариантность к квантованию (независимость итоговых признаков от N_g), что является особенно важным для ДЗ.

В результате современных исследований [12-14] были выявлены 4 математические зависимости $f(N_g)$, которым следуют значения признаков при изменении количества уровней квантования N_g . Среди них:

1) *Асимптотическая инвариантность* предопределяет GLCM как функцию плотности вероятности, асимптотически инвариантной к квантованию. При этом исходные признаки без этой зависимости чувствительны к N_g .

2) *Квадратичное масштабирование*: значения текстурных признаков Харалика при увеличении N_g

растут квадратично (например, при увеличении N_g в 2 раза значение признака вырастет примерно в 4 раза).

3) *Линейное масштабирование*: значения текстурных признаков Харалика при увеличении N_g растут пропорционально (например, при увеличении N_g в 2 раза значение признака вырастет примерно в 2 раза).

4) *Логарифмическое масштабирование* (f_9): значение энтропии растет по логарифмическому закону. По сравнению с квадратичным масштабированием изменение N_g в данном случае будет оказывать на признаки Харалика более слабое влияние.

В своей стандартной формулировке f_1 не является инвариантным к квантованию, поскольку исходная GLCM строится на абсолютном числе N_g , изменение которых изменяет размерность и плотность GLCM, что приводит к изменению вычисляемых вероятностей $p(i,j)$ и, как следствие, значения f_1 . Исследование Löfstedt [12] показало, что существует метод, позволяющий сделать f_1 асимптотически инвариантным к квантованию и заключающийся в переопределении GLCM как дискретизированной функции плотности вероятности.

Квадратичный закон масштабирования относительно N_g соответствует признакам f_2, f_3, f_5, f_7 , [13-14]. Линейный закон масштабирования относительно N_g соответствует признакам f_6, f_{10} [13]. Логарифмический закон масштабирования относительно N_g соответствует признаку f_9 [13].

2.4. Вычислительная сложность

Вычислительная нагрузка всех признаков Харалика связана с построением GLCM и перебором всех ячеек этой матрицы, что определяет базовую вычислительную сложность на уровне $O(N_g^2)$ для одного направления. Эта величина квадратично зависит от числа N_g – это особенно актуально для спутниковых снимков с исходной высокой битностью (например, данные Sentinel-2, 16 бит). Основное различие между признаками связано с дополнительными операциями, необходимыми для их вычисления. По вычислительной сложности признаки Харалика можно классифицировать следующим образом (табл. 2).

Для работы с космическими изображениями необходима оптимизация, поскольку вычисление признаков Харалика требует больших ресурсов памяти и времени. Соответственно главными ограничениями являются высокая вычислительная стоимость и требования к памяти. Параллельные вычисления на GPU позволяют обрабатывать большие объемы данных космических изображений за короткое время. Применение технологии GPU-ускорения с OpenCL в сегментации спутниковых SAR-изображений достигло ускорения в 340 раз по сравнению с последовательной CPU-версией [15]. Технологии CUDA обеспечили ускорение вычислений GLCM и признаков Харалика в 50 раз для изображений с разным пространственным разрешением [16].

2.5. Корреляция с другими признаками

Корреляция между признаками Харалика напрямую влияет на эффективность анализа космических изображений. В задачах ДЗ понимание взаимосвязи между текстурными признаками позволяет сократить вычислительные затраты, повысить интерпретируемость результатов. Большинство признаков Харалика математически коррелируются, либо описывают похожие статистические свойства. Соответственно, они зачастую дублируют информацию, поэтому использование всех признаков одновременно необязательно (табл. 3).

2.6. Применимость (выявление границ/внутренняя структура)

При анализе космических изображений зачастую объекты, внешне различимые по своей структуре (например, лес и пашня), могут иметь схожие спектральные характеристики, что затрудняет их разделение. В таком случае применяют текстурные признаки Харалика, способные улавливать пространственные особенности, являющиеся мощным инструментом для повышения точности классификации путем анализа текстурной структуры – решения важной проблемы ДЗ.

Признаки Харалика на практике можно разделить на две функциональные группы: выделяющие границы между различными объектами и характеризующие внутреннюю структуру объектов [17]. Подобное деление позволяет выбрать наиболее

Таблица 2

Классификация признаков по вычислительной сложности

Вычислительная сложность	Признаки Харалика	Описание вычисления и основных операций
Низкая	$f_1, f_2, f_4, f_5, f_{10}$	Минимальное количество дополнительных операций (квадратов, взвешенных сумм) на каждой ячейке GLCM. Основные вычисления: на основе базовых сумм.
Средняя	f_3, f_6, f_7	Требуется предварительный расчёт вспомогательных статистик (среднее, дисперсия) для всей GLCM.
Высокая	f_8, f_9, f_{11}	Требуется вычисление логарифмов для каждой ячейки GLCM (для f_9) или для распределений сумм/разностей (для f_8, f_{11}); нагрузка таким образом увеличивается.
Очень высокая	f_{12}, f_{13}, f_{14}	Требуется многократное вычисление логарифмов и решение задач на собственные значения. Данные признаки можно назвать вычислительно обременительными, в особенности для изображений с высоким разрешением. На практике часто не рассчитывается из-за вычислительной нестабильности.

информативные характеристики для решения конкретной задачи (табл. 4).

2.7. Дискриминационная сила и визуальная интерпретация

Дискриминационная сила текстурных при-

знаков Харалика – их способность количественно разделять различные типы земного покрова по их текстурной структуре. Она имеет прямую связь с визуальным восприятием: текстурные признаки Харалика описывают не цвет или яркость пикселя, а

Таблица 3

Корреляционные связи между признаками Харалика

Признак Харалика	Корреляция	Описание
f_1	Высокая отрицательная с f_9	Признаки измеряют противоположные свойства: f_1 – упорядоченность, а f_9 – неупорядоченность (обратная взаимосвязь).
f_2	Высокая с f_4, f_{10}	Признаки описывают разброс значений яркости.
f_3	Высокая с f_{12}, f_{13}	Выявляют взаимозависимости в текстуре.
f_4	Высокая с f_2, f_{10}	Признак f_4 аналогично f_2 , является мерой дисперсии (разброса) и сильно коррелирует с f_2, f_{10} .
f_5	Высокая отрицательная с f_2	f_5 противоположен признаку f_2 , и достигает максимума там, где локальные вариации яркости минимальны, и наоборот.
f_6	связан с f_7	Признаки описывают распределение сумм яркостей пар пикселей, они связаны между собой математически.
f_7	связан с f_6	Аналогично f_6 .
f_8	Высокая с f_9, f_{11}	Признаки характеризуют сложность распределения вероятностей.
f_9	Высокая отрицательная с f_1 ; Высокая с f_9, f_{11}	Аналогично f_1 . Аналогично f_9 .
f_{10}	Высокая с f_2, f_4	Признаки связаны с вариативностью яркости.
f_{11}	Высокая с f_8, f_9	Аналогично f_9 .
f_{12}	Высокая с f_3, f_{13}	Признаки оценивают взаимосвязь между пикселями.
f_{13}	Высокая с f_3, f_{12}	Аналогично f_{12} .
f_{14}	Низкая / нестабильность	Связь с другими признаками нестабильна и варьируется в зависимости от данных.

Таблица 4

Применимость признаков Харалика

Признак Харалика	Применимость	Описание
f_1	Внутренняя структура	Характеризует степень упорядоченности, предсказуемость, отсутствие разнородных элементов в структуре объекта.
f_2	Выявление границ	Является прямой мерой локальных вариаций яркости. Сильно коррелирует с визуальными границами.
f_3	Внутренняя структура	Отражает линейную зависимость яркостей в паре пикселей. Характеризует внутреннюю упорядоченность объекта.
f_4	Выявление границ	Выделяет границы между различными объектами, связан с f_2 . Отвечает за вариативность яркостей.
f_5	Внутренняя структура	Обнаруживает сходство в интенсивности между соседними пикселями. Обратен к f_2 .
f_6	Смешанная (Внутренняя структура/ выявление границ)	Используется вместе с f_2 для наиболее полной характеристики текстуры.
f_7	Выявление границ	Аналогично f_4 выделяет границы объекта, характеризует вариативность яркостей.
f_8	Выявление границ	Выделяет границы объектов, является мерой сложности.
f_9	Смешанная (Внутренняя структура/ выявление границ)	Зависит от конкретного ландшафта, поэтому её применимость не является фиксированной. Является мерой сложности.
f_{10}	Выявление границ	Измеряет вариативность яркостей, что напрямую связано с выделением границ и контрастом.
f_{11}	Выявление границ	Выделяет границы объектов, является мерой сложности.
f_{12}	Внутренняя структура	Описывает сложные, нелинейные зависимости внутри текстуры.
f_{13}	Внутренняя структура	Описывает сложные, нелинейные зависимости внутри текстуры.
f_{14}	Нестабильность (теоретически внутренняя структура)	Вычислительно нестабильный, т.к. требует решения задачи на собственные значения.

пространственную структуру ландшафта – зернистость, регулярность, контрастность, гладкость изображения. Эта визуальная интерпретация позволяет человеческому глазу улавливать внутреннюю струк-

туру изображения, делая текстурные признаки Харалика важным инструментом для повышения точности и информативности при анализе космических изображений (табл. 5).

Таблица 5

Применимость признаков Харалика

Признак Харалика	Дискриминационная роль (что измеряет)	Связь с визуальным восприятием	Применение в дистанционном зондировании
f_1	Измеряет степень однородности и упорядоченности. Применяется для разделения ровных и регулярных участков.	При высоких значениях поверхность визуально гладкая, ровная (например, водная поверхность, поле); при низких – структура хаотичная, пестрая.	Классификация городских ландшафтов: разделение типов землепользования и классификация растительности [18], [19].
f_2	Эффективно выделяет границы и резкие перепады яркостей. Является мерой локальной контрастности.	При высоких значениях границы между объектами визуально четкие, резкие; при низких – размытые переходы, гладкие области.	Картографирование лесной растительности и оценка ее состояния [18]. Анализ и сегментация одноканальных изображений [20]. Обнаружение пожаров [21].
f_3	Измеряет степень линейной зависимости яркости между соседними пикселями.	При высоких значениях элементы визуально протяженные, повторяющиеся (например, горные гряды, ряды посевов).	Геологическое картографирование и разведка полезных ископаемых [22]. Обнаружение зон апвеллинга на морской поверхности [4-5]. Классификация растительности.
f_4	Характеризует общую разнородность и вариативность. Является мерой разброса значений яркости.	При высоких значениях ландшафт визуально мозаичный, пестрый.	Анализ и сегментация одноканальных изображений [20].
f_5	Ищет сходство соседних пикселей, измеряет локальную гладкость. Является противоположностью контрасту.	При высоких значениях поверхность визуально гладкая, ровная (например, водная поверхность, песчаный пляж).	Анализ и сегментация одноканальных изображений [20].
f_6	Является мерой общей интенсивности с учетом структурной неоднородности.	Соответствует визуальной оценке средней яркости и ее текстуры.	Классификация почвенно-растительных объектов и повышение информативности космических изображений [19], [23]. Обнаружение вырубок в тропических лесах [24].
f_7	Измеряет разброс значений суммарной яркости. Характеризует изменчивость общей интенсивности текстурной структуры.	При высоких значениях визуально сильно чередуются темные и светлые участки.	Распознавание природных и городских ландшафтов, повышение точности классификации при совместном использовании текстурных и спектральных признаков [23]. Мониторинг морского шельфа и поиск углеводородов [3].
f_8	Выявляет сложную, хаотичную структуру. Является мерой неоднородности распределения сумм яркостей.	При высоких значениях визуально видна высокая сложность текстуры, связанной с суммарными яркостями.	Оценка состава и классификация лесной растительности. Мониторинг морского шельфа и поиск углеводородов [25].
f_9	Применяется для разделения простых и сложных, нерегулярных текстур. Является мерой сложности.	При высоких значениях текстура визуально очень сложная, хаотичная, неоднородная (кроны деревьев).	Анализ и сегментация одноканальных изображений [20]. Обнаружение зон апвеллинга на морской поверхности [4-5].
f_{10}	Является мерой вариативности разностей яркостей (локального контраста)	Соответствует визуальной оценке изменчивости контраста.	Анализ и сегментация одноканальных изображений [20].
f_{11}	Является мерой неупорядоченности в распределении локального контраста.	При высоких значениях визуально видны очень разнообразные по величине локальные перепады (городская застройка).	Повышение точности классификации [23]. Мониторинг морского шельфа и поиск углеводородов [25].

Таблица 5 (Продолжение)

f_{12}	Описывают нелинейные зависимости между пикселями.	Визуально соответствует сложным, структурированным, но необязательно линейным текстурам.	Обнаружение зон апвеллинга на морской поверхности [4-5].
f_{13}	Оценивает максимальную корреляцию между пикселями. Имеет теоретическую ценность, однако на практике вычислительно нестабилен: поиск собственных значений часто не сходится.	Применение на практике часто исключается из анализа из-за частых ошибок вычисления.	Часто не рассчитывается на практике: в большинстве программ опускается из-за сложности и нестабильности его вычислений.

2.8. Чувствительность к размеру смещения

При анализе космических изображений неоднородность объектов представляет собой важную проблему: одни и те же типы растительности или городского ландшафта могут выглядеть по-разному в зависимости от пространственного масштаба. Значения текстурных признаков Харалика, описывающих пространственную текстуру, позволяют решить данную проблему, однако их значения сильно зависят от выбора смещения d (расстояние между пикселями и угол между ними). Подбор данного параметра напрямую связан с масштабом (размером) текстурных элементов на космическом изображении: для мелкозернистой текстуры требуется малое смещение, для крупнозернистой – большее. Понимание закономерностей чувствительности признаков Харалика к изменению смещения важно для настройки алгоритмов классификации объектов на космических изображениях. Чувствительность признаков Харалика к смещению можно классифицировать на 5 типов: умеренно-слабую, низкую, среднюю, высокую, очень высокую, нестабильную.

1) Умеренно-слабая:

Для f_1 значения заметно снижаются с ростом смещения d . Максимальная информативность достигается при малых смещениях (для $d=1$ или $d=3$) для обнаружения локальной неоднородности [13,26].

2) Низкая:

Признак f_6 – самый устойчивый признак. Изменение смещения в данном случае слабо влияет на значения, что является крайне важным для мониторинга однородных объектов (например, лесных массивов) [13].

3) Средняя:

Признак f_2 быстро увеличивается с ростом смещения d , является чувствительным к направлению. Позволяет эффективно выявлять границы объектов при использовании смещений, кратных размеру структурных элементов [26,13]. f_4 увеличивается с ростом смещения d . Показывает высокую чувствительность к изменению текстурных масштабов и разнородности [27]. f_9 заметно увеличивается с ростом смещения d . Позволяет выявлять сложность и хаотичность текстурных структур [13]. f_{10} (поведе-

ние схоже с f_2 и f_4) и f_{11} (поведение схоже с f_8 и f_9) чувствительны к смещению d .

4) Высокая:

Признак f_3 наиболее чувствителен к смещению d , требует точной настройки. Позволяет улавливать линейные структуры и повторяющиеся элементы ландшафта [13]. f_7 (поведение схоже с f_2) имеет высокую чувствительность при выборе смещений d , кратных размеру текстурных элементов. f_8 очень чувствительна к изменению смещения d , демонстрируя рост с его увеличением. Является эффективным признаком для анализа сложных структур. f_{12} и f_{13} измеряют сложность и линейные зависимости в текстуре. Для получения устойчивых к повороту значений их принято усреднять по всем направлениям (0° , 45° , 90° , 135°), в противном случае их значения будут сильно зависеть от ориентации объектов на космическом изображении.

5) Очень высокая:

Признак f_5 резко снижается с увеличением d . Позволяет эффективно выделять локальные гладкости и однородности исключительно при малых смещениях [13].

6) Нестабильная:

f_{14} вычислительно сложен и нестабилен, поскольку требует поиска собственных значений, ввиду чего часто не используется. Чувствительность к другим параметрам GLCM крайне высокая, поэтому f_{14} не является надежным признаком для практического анализа космических изображений.

2.9. Вычислительная стабильность

При анализе космических изображений наблюдается проблема, связанная с обработкой больших массивов данных и необходимостью воспроизводить результаты в разных условиях съемки. В данном контексте вычислительная стабильность признаков Харалика подразумевает собой устойчивость к изменению входных параметров (число уровней квантования, масштаб, направление) и собственную вычислительную стабильность и надежность алгоритма. При работе с признаками Харалика всегда выделяют f_{14} , он, как было описано выше, наиболее вычислительно нестабильный. Каждый текстурный признак Харалика с точки зрения их вычислительной стабильности можно охарактеризовать как:

потенциально нестабильный, крайне низкий, низкий, средний, стабильный.

1) Потенциальная нестабильность: f_3 .

Значение f_3 напрямую зависит от дисперсии яркостей пикселей в анализируемом окне: если оно охватывает абсолютно однородную область, в которой все пиксели имеют одинаковое значение (например, водная поверхность), дисперсия будет равна 0. В таком случае в знаменателе формулы f_3 окажется 0, что вызовет деление на 0 и сделает результат вычислений некорректным (при значении NaN — Not a Number).

2) Крайне низкая стабильность: f_{14} .

Признак f_{14} , как было неоднократно отмечено выше, часто не вычисляется из-за вычислительной нестабильности и сложности поиска собственных значений [28].

3) Низкая стабильность: f_{12}, f_{13} .

Признак f_{12} — сложные логарифмические выражения, потенциальные численные проблемы. f_{13} — проблемы с квадратным корнем из отрицательного числа.

4) Средняя стабильность: f_8, f_9, f_{11} .

Признак f_8 — требуются операции логарифмирования, что вносит вычислительную нагрузку. f_9 — для предотвращения ошибок при логарифмировании нулевых вероятностей в разреженных GLCM при расчете добавляют фиксированную малую константу ε , что может приводить к незначительным численным погрешностям. f_{11} — является мерой беспорядка в изменениях яркости на космическом изображении. Единственная вычислительная сложность связана с безопасным расчетом логарифма: прямое вычисление $\log(0)$ вызвало бы ошибку, т.к. в GLCM много нулевых вероятностей. Во избежание ошибки либо искусственно добавляют небольшую константу к значениям $(p+\varepsilon)$, либо применяют специальное условие, чтобы не вычислять логарифм для нулевых элементов [13].

5) Стабильность: $f_p, f_2, f_p, f_3, f_6, f_7, f_{10}$.

Признак f_1 вычисляется прямой суммой квадратов, без критических операций элементов. f_2 основан на взвешенных суммах, не требует логарифмирования или сложных операций. f_4 вычисляется через сумму квадратов отклонений, не требует сложных операций. f_5 основан на взвешенной сумме с обратными весами. f_6 вычисляется через распределение сумм; линейное масштабирование. f_7 — второй момент распределения сумм; линейное масштабирование. f_{10} основан на распределении сумм; линейное масштабирование без логарифмов [13].

2.10. Класс вычислительной сложности

При анализе космических изображений класс вычислительной сложности алгоритма определяет, насколько быстро он может обрабатывать большие массивы спутниковых данных. Выделяют три класса: линейный ($O(N)$) — наиболее предпочтительный

для массовой обработки, подходит для больших снимков, квадратичный ($O(N^2)$) — допустим лишь при малых размерах анализируемых окон, кубический ($O(N^3)$) — слишком медленный для типичных космических изображений, практически неприменим для высокодетальных сцен.

Текстурные признаки Харалика, рассчитанные для одного направления, имеют квадратичную вычислительную сложность $O(N^2)$ относительно размера матрицы GLCM. Поскольку размер GLCM определяется количеством уровней квантования N_g , то их удвоение приводит к увеличению числа ячеек GLCM в 4 раза и, соответственно, к резкому замедлению расчетов. Ввиду этого на практике применяется двухступенчатая оптимизация: исходное изображение (например, 8 бит, 256 уровней серого) квантуется до небольшого числа уровней серого (например, 16), что резко сокращает размер GLCM. Далее по уменьшенной GLCM вычисляются текстурные признаки Харалика.

Таким образом, уменьшая детализацию яркости, удастся избежать кубического или более высокого роста вычисления, облегчая обработку космических изображения. Текстурные признаки Харалика можно разделить на следующие классы вычислительной сложности: $O(N^2) \rightarrow O(N)$, $O(N^2)/O(N^3)$, $O(N^2)$, $O(N^3)$ [1,29].

1) квадратичная ($O(N^2)$) с возможностью оптимизации до линейной ($O(N)$): $f_6, f_7, f_8, f_{10}, f_{11}$.

2) квадратичная ($O(N^2)$) или кубическая ($O(N^3)$): f_{12}, f_{13} .

3) квадратичная ($O(N^2)$): $f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_9$.

4) кубическая ($O(N^3)$): f_{14} .

2.11. Ресурсоемкость (RAM) и энергопотребление

При анализе космических изображений ресурсоемкость и энергопотребление являются критически важными аспектами. Основной проблемой при вычислении признаков Харалика является размер GLCM (даже для вычислительно простых признаков ($f_1, \dots, f_9$)), от которого зависит потребление памяти, вычислительная нагрузка, энергозатраты и время обработки изображения. Требуется адаптация традиционных методов или применение специального оборудования для решения задач ДЗ. Признаки Харалика можно классифицировать по уровню энергопотребления и ресурсоемкости: среднее, высокое, очень высокое, крайне высокое.

1) Среднее: f_6, f_7, f_{10} (f_8, f_{11} — только по памяти).

1.1) Ключевые факторы, влияющие на энергопотребление и ресурсоемкость: признаки, которые могут быть эффективно вычислены через одномерные гистограммы, а не через полную GLCM, а также возможность вычислить f_6, f_7, f_{10} через вспомогательные гистограммы, что требует значительно меньше памяти, чем полная GLCM.

2) Высокое: $f_1, f_2, f_4, f_5, f_8, f_{11}$.

2.1) Ключевые факторы, влияющие на энергопотребление и ресурсоемкость: признаки на основе прямого обхода всех ячеек GLCM с дополнительными арифметическими операциями (квадрат, деление, логарифм); прямой перебор всех ячеек GLCM для f_1, f_2, f_4, f_5 ; использование операций логарифмирования увеличивает энергозатраты для f_8, f_{11} .

3) Очень высокое: f_3, f_9 .

3.1) Ключевые факторы, влияющие на энергопотребление и ресурсоемкость: признаки, требующие как множественных проходов по всей GLCM, так и тяжелых математических операций на каждом шаге.

4) Крайне высокое: $f_7, f_9, f_{12}, f_{13}, f_{14}$.

4.1) Ключевые факторы, влияющие на энергопотребление и ресурсоемкость: Алгоритмы с очень высокой вычислительной сложностью и множественными проходами по данным. f_3 требует многократного перебора GLCM. f_9 требует операции логарифмирования для каждой ячейки GLCM. f_{12}, f_{13} требуют многократных логарифмических операций и вычисления сложных сумм. f_{14} требует хранения матрицы Q и выполнения решения задачи на собственные значения.

2.12. Стабильность к размеру скользящего окна (ROI)

При анализе космических изображений размер скользящего окна является одним из ключевых параметров, влияющих на значения текстурных признаков Харалика. При выборе слишком маленького окна не получится захватить полную структуру текстуры, при выборе слишком большого окна текстурные характеристики разнородных объектов будут усреднены, а вычислительные затраты на обработку космических изображений вырастут. Можно сделать вывод, что стабильность признаков Харалика к изменению размера скользящего окна напрямую определяет их воспроизводимость и надежность при классификации. Текстурные признаки Харалика можно разделить по их чувствительности к размеру скользящего окна на [17,20]:

1) Чувствительные к масштабу (низкий уровень стабильности): f_2, f_4, f_9 наиболее подвержены влиянию размера скользящего окна, они предназначены для обнаружения локальных вариаций, границ и перепадов яркостей. Увеличение окна может привести к усреднению этих деталей и искажению значений.

2) Устойчивые к масштабу (высокий уровень стабильности): f_1, f_3, f_5 характеризуют однородность и регулярность внутренней текстурной структуры. Они демонстрируют наибольшую устойчивость к изменению размера окна и обеспечивают более стабильные оценки для крупных однородных объектов.

3) Нестабильные (контекстно-зависимый уровень стабильности): f_9, f_{12}, f_{13}, f_9 потенциально

нестабильна при изменении масштаба. f_{12}, f_{13} также имеют вычислительную сложность и потенциальную нестабильность, что связывает их и с зависимостью от масштаба.

2.13. Чувствительность к шуму/экспозиции

При анализе космических изображений шум и вариации экспозиции (освещенность, время выдержки) представляют собой проблему, поскольку могут кардинально исказить текстурные характеристики объектов. Разные признаки Харалика обладают различной устойчивостью к этим искажениям. Уровень шума и разрешение изображения оказывают значительное влияние на большинство текстурных признаков, причем величина эффекта варьируется между разными признаками. Значения признаков Харалика сильно зависят от экспозиции, но при этом существуют области экспозиции, в которых они становятся инвариантными [30-31]. Текстурные признаки Харалика можно обобщенно классифицировать по их чувствительности к шуму и экспозиции, разделив на следующие уровни стабильности:

1) Крайне низкий (сильно зависят от шума и параметров съемки): f_3, f_{12}, f_{13} .

Эти текстурные признаки наиболее чувствительны к шуму из-за своей зависимости от дисперсии и линейных связей между пикселями. Требуют особой осторожности при интерпретации на зашумленных данных.

2) Низкая (заметно зависят от шума/экспозиции): f_2, f_8, f_9, f_{11} .

f_2 напрямую зависит от перепадов яркости, которые могут быть вызваны шумом. f_8, f_9, f_{11} чувствительны к добавлению случайных возмущений, увеличивающих «хаос» (т.к. энтропия – мера сложности, хаоса) на изображении.

3) Средняя (стабильны в определенных диапазонах экспозиции/при предобработке): f_7, f_{10}, f_{14} .

f_7, f_{10} могут быть стабилизированы при определенных условиях съемки. f_{14} часто опускается из-за вычислительной нестабильности, что также делает его непредсказуемым при работе с зашумленными данными.

4) Высокая (относительно устойчивы к шуму): f_1, f_4, f_5, f_6 .

Эти текстурные признаки менее чувствительны к шуму, так как они сглаживают вариации. Квантование уровней серого при этом также оказывает сглаживающий эффект, снижающий влияние шума на результирующие признаки.

2.14. Интерпретируемость

При анализе космических изображений интерпретируемость текстурного признака представляет собой то, насколько он понятен для человека и то, насколько возможно связать числовое значение с конкретным текстурным свойством (регулярностью, контрастом, гладкостью). Привычка опираться на

зрительное восприятие может стать проблемой для сложных корреляционных мер (f_{12}, f_{13}, f_{14}) и комбинированных энтропийных индексов (f_8, f_{11}), что часто приводит к неполному использованию их потенциала в прикладных задачах ДЗ. Текстурные признаки Харалика можно классифицировать по следующим уровням интерпретируемости:

1) Высокий (интуитивно понятны): f_1, f_2, f_5, f_9 четко соотносятся с визуальным восприятием (контрастность, гладкость, хаотичность, упорядоченность); напрямую описывают конкретное визуальное свойство и часто отбираются как наиболее значимые.

2) Средний (понятны при анализе): $f_3, f_4, f_6, f_7, f_{10}$ требуют пояснений (корреляция = линейная зависимость между соседними пикселями), но их смысл достаточно прозрачен; являются статистическими мерами распределения яркостей.

3) Низкий (требуют специальных знаний): f_8, f_{11} являются усложненными энтропийными мерами, которые, хотя и несут информацию о нерегулярности и сложности, интерпретируются сложнее, чем f_9 .

4) Очень низкий (абстрактные меры): f_{12}, f_{13}, f_{14} являются малоинтуитивными информационно-теоретическими мерами корреляции; f_{12}, f_{13} требуют сложных вычислений, а f_{14} из-за крайней вычислительной нестабильности часто опускается на практике.

При анализе текстурных признаков Харалика ключевым моментом является то, что направленность и ротационная инвариантность представляют собой разные состояния одного и того же свойства (чувствительности к углу, или ориентации) и применяются ко всем 14-ти признакам без исключения. Все признаки Харалика изначально зависимы от поворота (направления), они демонстрируют высокую чувствительность к ориентации и могут давать разные значения для одного и того же участка изображения, повернутого на другой угол.

2.15. Зависимость от поворота (направления) – высокая для всех признаков

Матрица смежности уровней серого (GLCM), на основе которой вычисляются признаки Харалика, по умолчанию строится для какого-то конкретного направления (например, горизонтального).

Список литературы

1. Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I. «Textural features for image classification». IEEE Trans Syst Man Cybern. Vol. 3. No. 6. Pp. 610-621. 1973.
2. Mhangara P., Odindi J. (2013). Potential of texture-based classification in urban landscapes using multispectral aerial photos. South African Journal of Science. 109. 8. 10.1590/sajs.2013/1273.
3. Fedorovskiy O.D., Khyzhniak A.V., Filimonov V.Yu. Justification of the dual-use of aerospace geomonitoring of the offshore shelf: Exploration of hydrocarbon deposits and «highlighting» the marine situation. Space Sci. & Technol. 2021. 27;(2):38-44.
4. Лоссов К.К., Малинников В.А. Верификация методики обнаружения явления апвеллинга на морской поверхности по материалам космических съемок с использованием признаков Харалика // Мониторинг. Наука и технологии. 2026. №1 (67).
5. Лоссов К.К., Малинников В.А. Разработка методики использования признаков Харалика для детектирования зон апвеллинга на морской поверхности по материалам космических съемок // Мониторинг. Наука и технологии. 2025. №4 (66).
6. Chehade N., Boureau J.-G., Vidal C., Zerubia J. (2009). Multi-class SVM for forestry classification. 1673-1676.
7. J.J. J., Kumar T., Koliwad S. (2012). Comparative Analysis of Image Fusion Techniques in Remote Sensing. Communications in Computer and Information Science. 322. 111-117.

Значения всех 14 текстурных признаков Харалика будут зависеть от поворота изображения. В практическом применении для устранения зависимости текстурные признаки необходимо усреднить по всем направлениям. Данный подход реализуется в большинстве программных библиотек.

3.1.1. Группа контраста

Признак f_2 очень чувствителен к вращению из-за направленного характера вычислений; f_5 также является направленной мерой [32].

3.1.2. Группа упорядоченности:

Признак f_1 является направленным признаком, зависит от распределения в GLCM; f_9 чувствительна к вращению, значение меняется для разных углов [33].

3.2.3. Группа статистики и корреляции:

Признак f_3 является направленным признаком, измеряющим линейную зависимость в заданном направлении; f_6, f_7, f_{10} анализируют распределение сумм яркостей для выбранного направления; $f_4, f_8, f_{11} - f_{14}$ основаны на GLCM для конкретного направления [34].

2.16. Ротационная инвариантность (после усреднения) на практике

Для обеспечения ротационной инвариантности на практике усредняют значения, полученные для 4 основных направлений ($0^\circ, 90^\circ, 45^\circ, 135^\circ$) [13,28]. Эта процедура применима ко всем статистическим показателям: после усреднения все 14 признаков становятся ротационно-инвариантными.

Вывод

В статье сформулированы теоретические основы применения текстурных признаков Харалика для тематического дешифрирования аэрокосмических изображений. В данном исследовании каждый из 14 текстурных признаков был охарактеризован по 14 ключевым параметрам и 2 дополнительными параметрами, общими для всех признаков. Свойства признаков Харалика были систематизированы в виде сводных таблиц, а также списков по каждому признаку Харалика или их обобщенной группе. Данная статья может явиться практическим руководством по выбору наиболее подходящих признаков.

8. Umaselvi M., Kumar S. & Athithya M. (2012). Color Based Urban and Agricultural Land Classification by GLCM Texture Features. IET Chennai 3rd International on Sustainable Energy and Intelligent Systems (SEISCON 2012). Tiruchengode. 2012. Pp. 1-4.
9. Rees W.G., Lin I.-I. Texture-based classification of cloud and ice-cap surface features. *Annals of Glaciology*. No. 17. Pp. 250-254. 1993.
10. Adhikari A., Garg R.D., Pundir S.K., Singhal A. Delineation of agricultural fields in arid regions from Worldview-2 datasets based on image textural properties. *Environ Monit Assess*. 2023 Apr 24;195(5):605.
11. Parikesit S.O., Muhamad D., Harashina K., Takeuchi K., & Umezaki M. (2010). Land use/cover classification of a complex agricultural landscape using single-dated very high spatial resolution satellite-sensed imagery. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 36(6). 722-736.
12. Löfstedt T., Brynolfsson P., Askund T., Nyholm T., Garpebring A. (2019). Gray-level invariant Haralick texture features. *PLOS ONE*. 14.
13. Oprisan S.A., Oprisan A. Scaling laws for Haralick texture features of linear gradients. *PeerJ Comput Sci*. 2025 Apr 30;11:e2856.
14. Oprisan A, Oprisan SA. Scaling of Haralick features with image bit depth and gray level co-occurrence matrix displacement vector for linear gradients. *Comput Biol Med*. 2025 Sep;196(Pt C):110880.
15. Saladin A.M., Jiao L., Zhang X. «GPU-accelerated computation for texture features using OpenCL framework». 2014 11th International Conference on Electrical Engineering/Electronics. Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON). Nakhon Ratchasima. Thailand. 2014. Pp. 1-6.
16. Hong H., Zheng L., Pan S. (2018). Computation of Gray Level Co-occurrence Matrix Based on CUDA and Optimization for Medical Computer Vision Application. *IEEE Access*.
17. Hall-Beyer M. (2017). Practical guidelines for choosing GLCM textures to use in landscape classification tasks over a range of moderate spatial scales. *International Journal of Remote Sensing*. 38(5). 1312-1338.
18. Wang H., Zhao Y., Pu R., Zhang Z. Mapping Robinia Pseudoacacia Forest Health Conditions by Using Combined Spectral, Spatial, and Textural Information Extracted from IKONOS Imagery and Random Forest Classifier. *Remote Sensing*. 2015. Vol. 7. No. 7. Pp. 9020-9044.
19. Дмитриев Е.В., Зотов С.А., Мельник П.Г. Определение состава смешанных древостоев на основе спектрально-текстурной классификации спутниковых изображений высокого разрешения // *Resour. Technol*. 2020. №4.
20. Родионова Н.В. (2014). Текстурная RGB – сегментация одноканальных TerraSAR-X изображений // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 11(1). С. 301-307.
21. Rodionova N.V. (2016). Evaluation of Sentinel 1 imagery for burned area detection in southern Siberia in spring and summer 2015. *Current problems in remote sensing of the Earth from space*.
22. Nguemhe Fils S.C., Bekele Mongo C.H., Nkouathio D.G., Mimba M.E., Etouna J., Nouck P.N., Nyeck B. Radarsat-1 image processing for regional-scale geological mapping with mining vocation under dense vegetation and equatorial climate environment, Southwestern Cameroon. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*. Volume 21. Supplement 1. 2018. Pages S43-S54.
23. Зотов С.А., Дмитриев Е.В., Мельник П.Г., Кондранин Т.В. Повышение информативности мультиспектральных спутниковых изображений с использованием данных текстурного анализа // *Известия ВУЗов. Лесной журнал*. 2022. №2.
24. Balling J., Herold M., Reiche J. How textural features can improve SAR-based tropical forest disturbance mapping. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. Volume 124. 2023.
25. Fedorovskiy O., Sedlerova O., Khyzhniak A. (2023). Improvement of the Information Technology Basis for Aerospace Monitoring of the Sea Shelf for the Search for Hydrocarbon Deposits in the Optical Spectral Range. In: Urbach H.P., Jiang H. (eds) *Proceedings of the 7th International Symposium of Space Optical Instruments and Applications*. ISSOIA 2022. Springer Proceedings in Physics. Vol 295. Springer. Singapore.
26. Zhou J., Guo R., Sun M., Di T., Wang S., Zhai J., Zhao Z. (2017). The Effects of GLCM parameters on LAI estimation using texture values from Quickbird Satellite Imagery. *Scientific Reports*.
27. Donnini J. Remote Sensing of Forest Composition and Diversity: Assessing Spectral Predictors and Long-Term Changes in Quebec's Forests: Masters thesis. J. Donnini; Concordia University. Montreal. 2025.
28. Boland Michael V., Quantitative Description and Automated Classification of Cellular Protein Localization Patterns in Fluorescence Microscope Images of Mammalian Cells : A Dissertation Submitted to the Graduate School in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Doctor of Philosophy in Bioengineering Boland Michael V.: defended on 07.1999; Pittsburgh. PA. USA. Pittsburgh. 1999.
29. Calvacanti G.G.B. de O. et al. Comparing the Use of Sum and Difference Histograms and Gray Levels Occurrence Matrix for Texture Descriptors. 2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Rio de Janeiro. Brazil: IEEE. 2018. Pp. 1-8.
30. Brynolfsson P., Nilsson D., Torheim T., et al. Haralick texture features from apparent diffusion coefficient (ADC) MRI images depend on imaging and pre-processing parameters. *Scientific Reports*. 2017. Vol. 7. article id 4041.
31. Plate A., et al. Towards guidelines to harmonize textural features in PET: Haralick textural features vary with image noise, but exposure-invariant domains enable comparable PET radiomics. *PLOS ONE*. 2020.
32. Weibel J., Gola J., Britz D., Mücklich F., A new analysis approach based on Haralick texture features for the characterization of microstructure on the example of low-alloy steels. *Materials Characterization*. Volume 144. 2018. Pages 584-596, ISSN 1044-5803.
33. Oprisan A., Oprisan SA. (2023) Bounds for Haralick features in synthetic images with sinusoidal gradients. *Front. Sig. Proc*. 3:1271769.
34. Zubair A.R.A. Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Based Second Order Statistics for Image Texture Analysis. A.R.A. Zubair O.A. Alo. October 2019.

References

1. Haralick R.M., Shanmugam K., Denstien I. «Textural features for image classification». *IEEE Trans Syst Man Cybern*. Vol. 3. No. 6. Pp. 610-621. 1973.
2. Mhangara P., Odindi J. (2013). Potential of texture-based classification in urban landscapes using multispectral aerial photos. *South African Journal of Science*. 109. 8. 10.1590/sajs.2013/1273.
3. Fedorovskiy O.D., Khyzhniak A.V., Filimonov V.Yu. Justification of the dual-use of aerospace geomonitoring of the offshore shelf: Exploration of hydrocarbon deposits and «highlighting» the marine situation. *Space Sci. & Technol*. 2021. 27;(2):38-44.

4. Lossov K.K., Malinnikov V.A. Verification of the methodology for detecting upwelling phenomena on the ocean surface based on satellite imagery using Haralick features. *Monitoring. Nauka i tekhnologii*. 2026. No. 1 (67).
5. Lossov K.K., Malinnikov V.A. Development of a methodology for using Haralick features to detect upwelling zones on the ocean surface based on satellite imagery. *Monitoring. Nauka i tekhnologii*. 2025. No. 4 (66).
6. Chehade N., Boureau J.-G., Vidal C., Zerubia J. (2009). Multi-class SVM for forestry classification. 1673-1676.
7. J.J. J., Kumar T., Koliwad S. (2012). Comparative Analysis of Image Fusion Techniques in Remote Sensing. *Communications in Computer and Information Science*. 322. 111-117.
8. Umaselvi M., Kumar S. & Athithya M. (2012). Color Based Urban and Agricultural Land Classification by GLCM Texture Features. IET Chennai 3rd International on Sustainable Energy and Intelligent Systems (SEISCON 2012). Tiruchengode. 2012. Pp. 1-4.
9. Rees W.G., Lin I.-I. Texture-based classification of cloud and ice-cap surface features. *Annals of Glaciology*. No. 17. Pp. 250-254. 1993.
10. Adhikari A., Garg R.D., Pundir S.K., Singhal A. Delineation of agricultural fields in arid regions from Worldview-2 datasets based on image textural properties. *Environ Monit Assess*. 2023 Apr 24;195(5):605.
11. Parikesit S.O., Muhamad D., Harashina K., Takeuchi K., & Umezaki M. (2010). Land use/cover classification of a complex agricultural landscape using single-dated very high spatial resolution satellite-sensed imagery. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 36(6). 722-736.
12. Löfstedt T., Brynolfsson P., Asklund T., Nyholm T., Garpebring A. (2019). Gray-level invariant Haralick texture features. *PLOS ONE*. 14.
13. Oprisan S.A., Oprisan A. Scaling laws for Haralick texture features of linear gradients. *PeerJ Comput Sci*. 2025 Apr 30;11:e2856.
14. Oprisan A., Oprisan S.A. Scaling of Haralick features with image bit depth and gray level co-occurrence matrix displacement vector for linear gradients. *Comput Biol Med*. 2025 Sep;196(Pt C):110880.
15. Saladin A.M., Jiao L., Zhang X. «GPU-accelerated computation for texture features using OpenCL framework». 2014 11th International Conference on Electrical Engineering/Electronics. Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON). Nakhon Ratchasima. Thailand. 2014. Pp. 1-6.
16. Hong H., Zheng L., Pan S. (2018). Computation of Gray Level Co-occurrence Matrix Based on CUDA and Optimization for Medical Computer Vision Application. *IEEE Access*.
17. Hall-Beyer M. (2017). Practical guidelines for choosing GLCM textures to use in landscape classification tasks over a range of moderate spatial scales. *International Journal of Remote Sensing*. 38(5). 1312-1338.
18. Wang H., Zhao Y., Pu R., Zhang Z. Mapping Robinia Pseudoacacia Forest Health Conditions by Using Combined Spectral, Spatial, and Textural Information Extracted from IKONOS Imagery and Random Forest Classifier. *Remote Sensing*. 2015. Vol. 7. No. 7. Pp. 9020-9044.
19. Dmitriev E.V., Zotov S.A., Melnik P.G. Determination of the composition of mixed stands based on spectral-textural classification of high-resolution satellite images. *Resour. Technol*. 2020. No. 4.
20. Rodionova N.V. (2014). Textured RGB segmentation of single-channel TerraSAR-X images. *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*. 11(1). Pp. 301-307.
21. Rodionova N.V. (2016). Evaluation of Sentinel 1 imagery for burned area detection in southern Siberia in spring and summer 2015. *Current problems in remote sensing of the Earth from space*.
22. Nguemhe Fils S.C., Bekele Mongo C.H., Nkouathio D.G., Mimba M.E., Etouna J., Nouck P.N., Nyeck B. Radarsat-1 image processing for regional-scale geological mapping with mining vocation under dense vegetation and equatorial climate environment, Southwestern Cameroon. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*. Volume 21. Supplement 1. 2018. Pages S43-S54.
23. Zotov S.A., Dmitriev E.V., Melnik P.G., Kondranin T.V. Increasing the informative value of multispectral satellite images using textural analysis data. *Izvestiya VUZov. Lesnoy zhurnal*. 2022. No. 2.
24. Balling J., Herold M., Reiche J. How textural features can improve SAR-based tropical forest disturbance mapping. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. Volume 124. 2023.
25. Fedorovskiy O., Sedlerova O., Khyzhniak A. (2023). Improvement of the Information Technology Basis for Aerospace Monitoring of the Sea Shelf for the Search for Hydrocarbon Deposits in the Optical Spectral Range. In: Urbach H.P., Jiang H. (eds) *Proceedings of the 7th International Symposium of Space Optical Instruments and Applications*. ISSOIA 2022. Springer Proceedings in Physics. Vol 295. Springer. Singapore.
26. Zhou J., Guo R., Sun M., Di T., Wang S., Zhai J., Zhao Z. (2017). The Effects of GLCM parameters on LAI estimation using texture values from Quickbird Satellite Imagery. *Scientific Reports*.
27. Donnini J. Remote Sensing of Forest Composition and Diversity: Assessing Spectral Predictors and Long-Term Changes in Quebec's Forests: Masters thesis. J. Donnini; Concordia University. Montreal. 2025.
28. Boland Michael V., Quantitative Description and Automated Classification of Cellular Protein Localization Patterns in Fluorescence Microscope Images of Mammalian Cells : A Dissertation Submitted to the Graduate School in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Doctor of Philosophy in Bioengineering Boland Michael V.: defended on 07.1999; Pittsburgh. PA. USA. Pittsburgh. 1999.
29. Cavalcanti G.G.B. de O. et al. Comparing the Use of Sum and Difference Histograms and Gray Levels Occurrence Matrix for Texture Descriptors. 2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Rio de Janeiro. Brazil: IEEE. 2018. Pp. 1-8.
30. Brynolfsson P., Nilsson D., Torheim T., et al. Haralick texture features from apparent diffusion coefficient (ADC) MRI images depend on imaging and pre-processing parameters. *Scientific Reports*. 2017. Vol. 7. article id 4041.
31. Plate A., et al. Towards guidelines to harmonize textural features in PET: Haralick textural features vary with image noise, but exposure-invariant domains enable comparable PET radiomics. *PLOS ONE*. 2020.
32. Webel J., Gola J., Britz D., Mücklich F., A new analysis approach based on Haralick texture features for the characterization of microstructure on the example of low-alloy steels. *Materials Characterization*. Volume 144. 2018. Pages 584-596, ISSN 1044-5803.
33. Oprisan A., Oprisan S.A. (2023) Bounds for Haralick features in synthetic images with sinusoidal gradients. *Front. Sig. Proc*. 3:1271769.
34. Zubair A.R.A. Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Based Second Order Statistics for Image Texture Analysis. A.R.A. Zubair O.A. Alo. October 2019.

Сведения об авторах
Принадлежность к организации

Коробкова Екатерина Ивановна

аспирант, преподаватель кафедры космического мониторинга и экологии, Московский государственный университет геодезии и картографии, 105064, Москва, Россия

Information about authors
Affiliations

Korobkova Ekaterina Ivanovna

Graduate Student, Lecturer of the Department of Space Monitoring and Ecology, Moscow State University of Geodesy and Cartography, 105064, Moscow, Russia

Поступила в редакцию 23.06.2026 г.