

УДК 528.8

DOI 10.33764/2411-1759-2024-29-5-80-91

## Оценивание информативности разнородных признаков объектов дистанционного зондирования Земли

М. А. Сквазников<sup>1</sup>✉, Д. Л. Колыгин<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Военно-космическая академия им. А. Ф. Можайского,  
г. Санкт-Петербург, Российская Федерация

e-mail: vka@mil.ru

**Аннотация.** Данные дистанционного зондирования Земли применяются для информационного обеспечения широкого спектра задач в проектировании, производстве и контроле функционирования объектов различных секторов экономики. При обработке аэрокосмических снимков наиболее трудоемким и трудно поддающимся автоматизации является этап дешифрирования получаемых изображений, который представляет собой процесс распознавания образов. Ключевым элементом процесса распознавания объектов являются их признаки. Показателем качества признаков объектов наблюдения предлагается считать их информативность, определяемую как изменение энтропии системы распознавания при использовании признака, к начальной энтропии распознающей системы. Предложен метод определения оценок условных априорных вероятностей принятия признаком значений, соответствующих определенному классу, на основе анализа статистических совокупностей. Разработана математическая модель информативности набора признаков объекта дистанционного зондирования Земли. Обусловлена необходимость космического мониторинга состояния объектов нефтепромышленного комплекса в режиме штатного функционирования и чрезвычайных ситуаций. Представлен пример применения разработанной математической модели информативности набора признаков для анализа состояния объектов нефтепромышленного комплекса по данным дистанционного зондирования Земли.

**Ключевые слова:** объекты дистанционного зондирования Земли, распознавание образов, набор признаков, информативность признаков объектов, энтропия системы распознавания, объекты нефтепромышленного комплекса

### Для цитирования:

Сквазников М. А., Колыгин Д. Л. Оценивание информативности разнородных признаков объектов дистанционного зондирования Земли // Вестник СГУГиТ. – 2024. – Т. 29, № 5. – С. 80–91. – DOI 10.33764/2411-1759-2024-29-5-80-91

### Введение

Данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) применяются в целях информационного обеспечения все большего числа задач в различных отраслях общественной жизни. При обработке аэрокосмических снимков наиболее трудоемким и трудно поддающимся автоматизации является этап дешифрирования получаемых изображений [1–6].

Дешифрирование аэрокосмических снимков представляет собой процесс распознава-

ния образов (классов объектов), для описания которых используются признаки (характерные свойства распознаваемых объектов) [7–13]. Дешифровщик распознает (или классифицирует) объект наблюдения на основе полученных в результате измерений значений признаков.

В классических методах автоматизации дешифрирования используются статистические характеристики изображения, такие как яркость, контраст, корреляция, средние значения и дисперсии цвета (тона) в целях отнесения

определенных областей изображения к соответствующим классам. Между тем, появление космических аппаратов высокого и сверхвысокого разрешения привело к интенсивному развитию методов объектно-ориентированного дешифрирования. Процесс распознавания объектов по высокодетальным снимкам определяет его иерархический характер и использование не только спектральных и текстурных признаков, но и семантического описания характеристик объекта [14–21].

Большой перечень задач, решаемых с применением данных аэрокосмической съемки, не связан с векторизацией растровых данных. Это оценивание состояния объектов добычи, сбора и транспортировки нефти и газа; электроэнергетики; телекоммуникации; анализ развития городской инфраструктуры и т. д. В таких задачах количество классов превышает тысячу единиц, а кроме распознавания объектов необходимо определить их техническое состояние, соответствие нормативным параметрам и прочие качественные характеристики [22–24].

Ключевым элементом процесса распознавания объектов являются их признаки. С одной стороны, признаки объективны, так как являются свойствами материальных объектов. С другой стороны, признаки субъективны вследствие того, что распознавание представляет собой процесс разделения объектов на классы, которые заданы личностью-наблюдателем.

Признаки объектов классифицируются на количественные и качественные (или логические). Количественные признаки (например, линейные размеры объекта) измеряются с помощью инструментальных средств и имеют численные значения. Качественные признаки – это свойства или элементы объекта, которые могут присутствовать либо нет.

Описание классов – это процесс выделения в генеральной совокупности объектов материального мира некоторых множеств в соответствии с волей (желаниями) человека. Для включения в определенное множество объект должен обладать некоторыми свойствами, заданными наблюдателем. И если сами свойства являются объективными характеристиками объекта, то определение

набора этих свойств, требуемых для описания класса, абсолютно субъективно.

Наибольшую трудность при построении системы распознавания вызывает выбор совокупности (набора) применяемых признаков. Оценивание качества используемых признаков можно проводить по двум показателям: информативности признаков и оперативности определения их значений.

Оптимальный набор признаков должен обеспечивать требуемую достоверность процесса дешифрирования объектов наблюдения за минимальное время либо максимальную достоверность при выполнении условий требуемой оперативности распознавания.

### ***Оценивание информативности одного признака***

Достоверность процесса распознавания определяется информативностью используемых признаков – показателем, характеризующим результативность классификации объектов наблюдения [25, 26].

При описании системы распознавания наибольшее значение имеют два фактора: относительное количество объектов, принадлежащих к тому или иному классу, и распределение значений признаков объектов по различным классам. Вследствие того, что на процесс распознавания оказывают влияние различные случайные факторы, он является стохастическим и описывается вероятностями некоторых априорных событий.

Первый вид используемой при распознавании априорной информации определяется мощностью множеств объектов, принадлежащих различным классам, и описывается вероятностью (частотой) наблюдения объекта определенного класса.

Второй вид априорной информации определяет качество системы распознавания, а именно, тех признаков, которые используются при классификации. Качество признаков характеризуется размером области пересечения множеств их значений для различных классов.

В виде показателя результативности распознавания объектов наблюдения выступает ин-

формативность их признаков как показатель меры устранения исходной неопределенности.

При этом использование подхода, предложенного К. Шенноном для определения статистической меры информации, актуально и в настоящее время. Так, в работе [27] предлагается использовать для оценивания информативности  $j$ -го признака среднюю условную энтропию

$$I(X_j) = I_j = \sum_{i=1}^N P(A_i) P(X_j / A_i) \log P(X_j / A_i),$$

где  $P(A_i)$  – априорная вероятность появления объекта  $i$ -го класса в процессе наблюдения (распознавания);

$P(X_j / A_i)$  – априорная условная вероятность наблюдения у распознаваемого объекта  $i$ -го класса  $j$ -го признака;

$N$  – количество классов объектов наблюдения.

Однако более соответствующим содержанию понятия информативности является изменение энтропии системы распознавания, предложенное Л. Бриллюэном [28]. При этом можно использовать как абсолютное, так и относительное изменение значения энтропии.

При использовании относительного значения энтропии информативность  $j$ -го признака представляет собой величину, изменяющуюся в пределах  $[0, 1]$ , и определяется как отношение изменения энтропии системы распознавания объектов наблюдения при использовании признака  $X_j$  к начальной энтропии распознающей системы:

$$I_j = \frac{H_0 - H(X_j)}{H_0}.$$

Начальная энтропия системы распознавания определяется по формуле

$$H_0 = -\sum_{i=1}^N P(A_i) \log P(A_i).$$

Энтропия системы распознавания после применения  $j$ -го признака определяется следующим выражением:

$$H(X_j) = -\sum_{i=1}^N P(A_i / X_j) \log P(A_i / X_j),$$

где  $P(A_i / X_j)$  – апостериорная условная вероятность события, что распознаваемый объект относится к  $i$ -му классу, если наблюдается признак  $X_j$ .

Апостериорная вероятность распознавания  $i$ -го класса объекта при условии применения  $j$ -го признака определяется по формуле Байеса

$$P(A_i / X_j) = \frac{P(A_i) P(X_j / A_i)}{\sum_{j=1}^K P(A_i) P(X_j / A_i)},$$

где  $P(X_j / A_i)$  – априорная условная вероятность наблюдения у распознаваемого объекта  $i$ -го класса  $j$ -го признака;  $K$  – количество признаков, используемых при распознавании объектов.

#### **Определение оценок условных априорных вероятностей принятия признаком значений, соответствующих определенному классу**

Для определения оценок априорной вероятности появления объекта  $i$ -го класса в процессе наблюдения наряду с экспериментальными данными можно использовать также официальную статистическую справочную и экспертную информацию [29–32].

Наибольшие сложности возникают при определении условной априорной вероятности  $P(X_j / A_i)$ . Если при использовании качественных признаков для оценки условной априорной вероятности можно использовать частоту наличия (отсутствия) признака у определенного класса, то в случае количественных признаков необходимо оценивать все распределение их значений. Это приводит к сложным аналитическим зависимостям, особенно при многоальтернативном распознавании.

В случае двухальтернативного распознавания и использования количественных признаков условная априорная вероятность  $P(X_j / A_i)$  принятия признаком  $X_j$  значений, соответствующих классу  $A_i$ ;  $i = 1, 2$ , будет рассчитываться по следующим формулам:

$$P(X_j / A_1) = P(x_{j_{\min}}^1 \leq X_j < x_{j_{\max}}^1 / A_1) - P(x_0 \leq X_j < x_{j_{\max}}^1 / A_1) - P(x_{j_{\min}}^2 \leq X_j < x_0 / A_2);$$

$$P(X_j / A_2) = P(x_{j_{\min}}^2 \leq X_j < x_{j_{\max}}^2 / A_2) - P(x_0 \leq X_j < x_{j_{\max}}^1 / A_1) - P(x_{j_{\min}}^2 \leq X_j < x_0 / A_2).$$

Пример распределения значений количественного признака при двухальтернативном распознавании представлен на рис. 1.

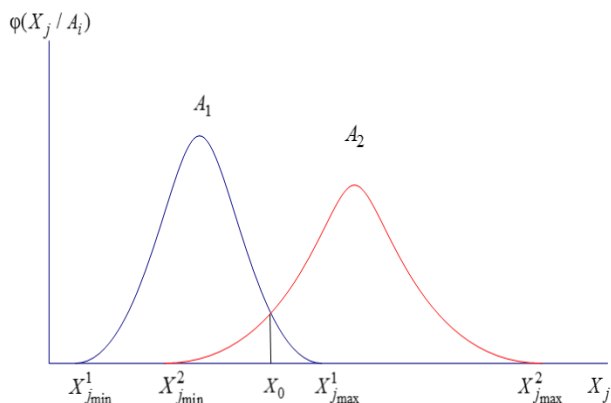


Рис. 1. Плотности распределения значений количественного признака  $X_j$  для двух классов

Если в результате наблюдений объектов, принадлежащих классам  $A_1$  и  $A_2$ , получены выборочные значения признака  $X_j$ , то данные статистические совокупности можно представить в виде статистических рядов, показанных на рис. 2.

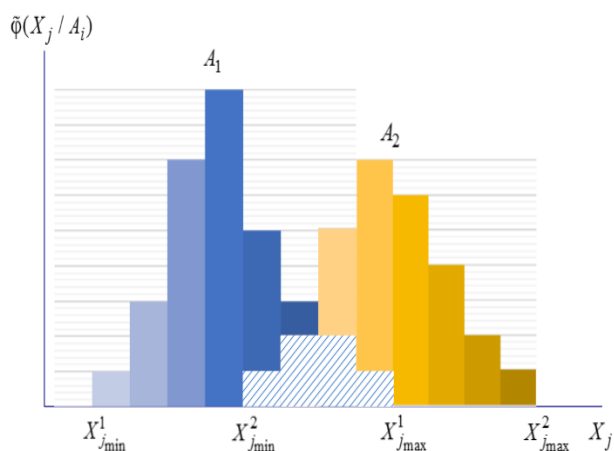


Рис. 2. Гистограммы распределения значений количественного признака  $X_j$  для двух классов

В этом случае оценки условных априорных вероятностей принятия признаком  $X_j$  значений, соответствующих классу  $A_i; i = 1, 2$ , будут рассчитываться по следующим формулам:

$$\tilde{P}(X_j / A_1) = \sum_{l=1}^L S_l^1 - \sum_{l=1}^L \cap S_l^1 S_l^2;$$

$$\tilde{P}(X_j / A_2) = \sum_{l=1}^L S_l^2 - \sum_{l=1}^L \cap S_l^1 S_l^2,$$

где  $S_l^1 = \tilde{p}_l^1 \Delta x_j$ ,  $S_l^2 = \tilde{p}_l^2 \Delta x_j$  – площади элементарных прямоугольников гистограммы;

$\Delta x_j$  – величина интервала (разряда) значения признака  $X_j$ ;

$$\tilde{p}_l^1 = \frac{m_l^1}{n^1}, \tilde{p}_l^2 = \frac{m_l^2}{n^2} \text{ – частоты, соответствующие } l\text{-му интервалу (разряду) значения признака } X_j \text{ для классов } A_1 \text{ и } A_2;$$

$m_l^1, m_l^2$  – количество значений признака  $X_j$ , приходящихся на  $l$ -й интервал (разряд), для классов  $A_1$  и  $A_2$  соответственно;

$n^1, n^2$  – общее число наблюдений объектов, принадлежащих классам  $A_1$  и  $A_2$  соответственно;

$L$  – общее число интервалов (разрядов) значений признака  $X_j$ .

В случае многоальтернативного распознавания предлагается следующее выражение для расчета оценки условных априорных вероятностей принятия признаком  $X_j$  значений, соответствующих  $i$ -му классу:

$$\tilde{P}(X_j / A_i) = \sum_{l=1}^L S_l^i - \sum_{l=1, i, k}^L \cap S_l^i S_l^k$$

где  $k$  – номер класса объекта;  $k = \overline{1, N}; k \neq i$ .

### Математическая модель информативности набора признаков объекта ДЗЗ

Для расчета информативности набора из двух признаков  $X_1$  и  $X_2$  предлагается использовать следующее выражение:

$$I(X_1, X_2) = I^{(2)} = I_1 + I_2 - I_1 I_2,$$

где  $I^{(2)}$  – информативность набора из двух признаков  $X_1$  и  $X_2$ ;

$I_1, I_2$  – информативности признаков  $X_1$  и  $X_2$  соответственно.

Информативность набора из трех признаков будет рассчитываться по формуле

$$I(X_1, X_2, X_3) = I^{(3)} = I_1 + I_2 + I_3 - I_1 I_2 - I_1 I_3 - I_2 I_3 + I_1 I_2 I_3.$$

На основе проведенного обобщения предлагается следующая математическая модель информативности набора из  $n$  признаков:

$$I(X_1, X_2, \dots, X_n) = I^{(n)} = \sum_{i=1}^n I_i - \sum_{i,j} I_i I_j + \sum_{i,j,k} I_i I_j I_k - \dots + (-1)^{n-1} \prod_{i=1}^n I_i.$$

Графический вид полученных зависимостей для случая, когда информативности всех используемых признаков равны между собой  $I_4 = I_3 = I_2 = I_1$ , показаны на рис. 3.

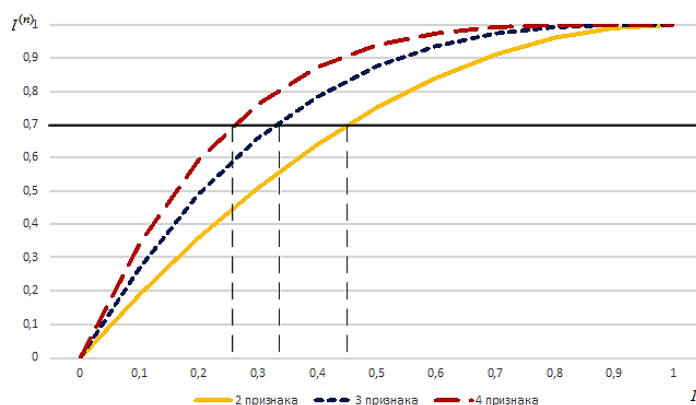


Рис. 3. Информативности наборов из двух, трех и четырех признаков

Полученные математические выражения информативности набора используемых признаков можно применять в виде виртуального показателя результативности процесса распознавания объектов наблюдения.

При задании требований к результативности процесса распознавания автоматически определяются допустимые значения информативности пригодных признаков. Например, если требуемая результативность процесса распознавания составляет 0,7, то информативность каждого признака в наборе из четырех единиц должна быть не хуже 0,26, трех единиц – 0,33, двух единиц – 0,45 (для случая,

когда информативности всех используемых признаков равны между собой).

#### **Применение разработанной математической модели информативности набора признаков для анализа состояния объектов нефтепромышленного комплекса по данным дистанционного зондирования Земли**

Нефтепромышленный комплекс (НПК) в современных условиях является одним из системообразующих факторов, оказываю-

щих существенное влияние на развитие промышленности, транспорта и прочих отраслей экономики. Проблемы мониторинга состояния объектов НПК в режиме штатного функционирования, и особенно в случае чрезвычайных ситуаций обусловлены пространственно-распределенной структурой системы контролируемых объектов, их территориальной удаленностью и нахождением зачастую в труднодоступных районах, большой протяженностью трубопроводов. Вследствие этих причин только аэрокосмическая съемка объектов НПК позволяет обеспечить требования контролирующих органов по оперативности и результативности мониторинга [33–35].

Применение методов объектно-ориентированного дешифрирования обуславливает необходимость применения не спектральных и текстурных, а семантических признаков, определение значений которых невозможно без участия оператора-дешифровщика. Распознавание объектов искусственного происхождения по их изображениям на аэрокосмических снимках представляет собой один из наиболее трудоемких, требующих высокой квалификации специалистов и наименее поддающихся автоматизации этапов обработки данных ДЗЗ.

Сложность автоматизации процесса распознавания объектов искусственного происхождения связана с отсутствием апробированных методов формирования оптимальных и адаптивных наборов используемых признаков. Оптимальность используемого набора признаков определяется достоверностью и оперативностью процесса распознавания. Адаптивность заключается в использовании индивидуальных наборов признаков при дешифрировании изображений определенных районов размещения искусственных объектов.

Рассмотрим в качестве примера один из элементов оборудования нефтебазы – пункт погрузки-разгрузки железнодорожных и автомобильных средств для перевозки нефти и нефтепродуктов. Данному классу объектов присущи следующие признаки, которые используются для его распознавания по аэрокосмическому изображению (рис. 4):

$X_1$  – протяженность железнодорожных тупиковых веток;

$X_2$  – количество железнодорожных тупиковых веток;

$X_3$  – наличие открытых сливо-наливных эстакад;

$X_4$  – наличие закрытых сливо-наливных эстакад;

$X_5$  – наличие железнодорожных путей;

$X_6$  – наличие железнодорожных вагонов-цистерн;

$X_7$  – наличие локомотивов;

$X_8$  – наличие сливных устройств железнодорожных эстакад;

$X_9$  – наличие трубопроводов для загрузки-выгрузки нефти и нефтепродуктов;

$X_{10}$  – наличие насосных станций;

$X_{11}$  – наличие автомобильных цистерн.

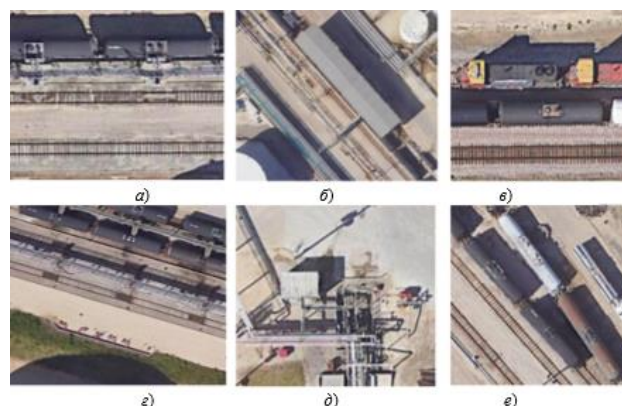


Рис. 4. Признаки железнодорожного пункта погрузки-разгрузки.

а) железнодорожные пути и открытая сливо-наливная эстакада; б) закрытая сливо-наливная эстакада; в) вагоны-цистерны и локомотивы; г) сливные устройства железнодорожных эстакад; д) трубопроводы для загрузки-выгрузки нефти и нефтепродуктов и насосная станция; е) вагоны-цистерны и автомобильная цистерна

Первые два признака являются количественными, а остальные – качественными или логическими.

Вследствие того, что при объектно-ориентированном дешифрировании используется иерархическая структура процесса распознавания, для определения значений вышеперечисленных признаков предварительно их нужно распознать как отдельные классы объектов.

Например, открытые сливо-наливные эстакады распознаются по таким признакам, как наличие вагонов-цистерн, длинных галерей, эксплуатационных площадок, откидных подвижных мостиков для перехода на цистерны, а также по их линейным размерам (рис. 5).



Рис. 5. Признаки открытых сливо-наливных эстакад

При распознавании мобильных объектов – вагонов-цистерн, автомобильных цистерн, локомотивов – используются такие признаки, как размеры, форма, наличие элементов: крышек люков, тягачей.

Информативность признаков, используемых для распознавания объектов, зависит от двух основных факторов:

- априорной вероятности появления объекта определенного класса в данной функциональной зоне;

- условной априорной вероятности принятия признаком некоторого значения при условии наблюдения объекта определенного класса.

К примеру, априорная вероятность появления в зоне пункта погрузки-разгрузки железнодорожных вагонов-цистерн для перевозки нефти и нефтепродуктов равна 0,59, локомотивов – 0,02, а автомобильных цистерн – 0,39. Значение условной априорной вероятности того, что измеренная длина объекта составит 16 м при условии наблюдения вагона-цистерны будет равно 0,31,

при условии наблюдения локомотива – 0,15, автомобильной цистерны – 0,01.

Таким образом, информативность признака – размера единицы подвижного состава – составляет 0,75.

Однако более информативным признаком при распознавании типа подвижного состава в зоне пункта погрузки-разгрузки нефтебазы является наличие тягача автомобильной цистерны. Информативность данного признака равна 0,88.

Информативность набора из двух признаков – размера и наличия тягача – будет составлять 0,97.

### Заключение

Предложенный метод определения оценок условных априорных вероятностей принятия признаком значений, соответствующих определенному классу, позволяет рассчитывать априорные характеристики разнородных (качественных и количественных) признаков на основе анализа статисти-

ческих совокупностей результатов наблюдений.

Получены математические выражения для расчета оценок условных априорных вероятностей принятия признаком объекта наблюдения при двух- и многоальтернативном распознавании.

Разработанная математическая модель информативности набора признаков объектов дистанционного зондирования Земли может применяться для определения допустимых значений информативности признаков при задании требований к результативности процесса распознавания.

### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Карпик А. П., Мусихин И. А., Ветошкин Д. Н. Интеллектуальные информационные модели территорий как эффективный инструмент пространственного и экономического развития // Вестник СГУГиТ. – 2021. – Т. 26, № 2. – С. 155–163. – DOI 10.33764/2411-1759-2021-26-2-155-163.
2. Филиппов Д. В., Чурсин И. Н., Рулев Д. Д. Применение методов комплексной обработки данных дистанционного зондирования Земли для изучения процессов окисления почв с искусственным орошением // Вестник СГУГиТ. – 2023. – Т. 28, № 1. – С. 80–91. – DOI 10.33764/2411-1759-2023-28-1-80-91.
3. Зулин К. А., Кулик Е. Н. Использование данных дистанционного зондирования SENTINEL-2В для мониторинга последствий разливов нефти // Вестник СГУГиТ. – 2023. – Т. 28, № 2. – С. 60–66. – DOI 10.33764/2411-1759-2023-28-2-60-66.
4. Хлебникова Т. А., Арбузов А. С., Лисицкий Д. В., Оприпова О. А. Использование материалов БВС для выявления фактов нарушения земельного законодательства на территории г. Новосибирска // Вестник СГУГиТ. – 2023. – Т. 28, № 5. – С. 33–40. – DOI 10.33764/2411-1759-2023-28-5-33-40.
5. Долгополов Д. В., Никонов Д. В., Полуянова А. В., Мелкий В. А. Возможности визуального дешифрирования магистральных трубопроводов и объектов инфраструктуры по спутниковым изображениям высокого и сверхвысокого пространственного разрешения // Вестник СГУГиТ. – 2019. – Т. 24, № 3. – С. 65–81. – DOI 10.33764/2411-1759-2019-24-3-65-81.
6. Гордиенко А. С., Ткач А. В. Исследование состояния окружающей среды в районе нефтеразработок по космическим снимкам // Вестник СГУГиТ. – 2022. – Т. 27, № 6. – С. 55–63. – DOI 10.33764/2411-1759-2022-27-6-55-63.
7. Горелик А. Л., Скрипкин В. А. Методы распознавания : учебное пособие. – М. : Высш. шк., 1984. – 208 с.
8. Савиных В. П., Кучко А. С., Цветков В. Я. Геоинформационный анализ данных дистанционного зондирования. – М. : Картгеоцентр-Геодиздат, 2001. – 228 с.
9. Шовенгердт Р. А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. – М. : Техносфера, 2010. – 560 с.
10. Белый А. А., Лошкарев П. А., Пушкарский С. В. Перспективы развития технологий ЕТРИС ДЗЗ // Дистанционное зондирование Земли из космоса. – 2022. – № 1. – С. 40–51.
11. Davis S. M., Landgrebe D. A., Phillips T. L., Swain P. H., Hoffer R. M., Lindenlaub J. C., Silva L. F. (1978). Remote sensing: The quantitative approach. – New York, McGraw-Hill International Book Co., – 405 p.
12. Дж. Ту, Р. Гонсалес. Принципы распознавания образов. – М. : Мир, 1978. – 414 с.
13. Р. Дуда, П. Харт. Распознавание образов и анализ сцен. – М. : Мир, 1976. – 507 с.
14. Lee D. S., Shen J., Bethel J. S. Cluss-guided building extraction from Ikonos imagery // Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. – 2003. – Vol. 69, No. 2. – Pp. 143–150.
15. Blaschke T. Object based image analysis for remote sensing // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. – 2010. – Vol.65, Issue 1. – Pp. 2–16.
16. Huang, L. Object-oriented classification of high resolution satellite image for better accuracy // Proc. of the 8th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences. – Shanghai, 2008. – P. 211–218.



17. Сквазников М. А., Колыгин Д. Л., Торшина И. П. Применение математического аппарата теории возможностей для семантического описания признаков объектов дистанционного зондирования Земли // Изв. вузов. Геодезия и аэрофотосъемка. – 2022. – Т. 66. – № 2. – С. 6–19. – DOI 10.30533/0536-101X-2022-66-2-6-19.
18. Blaschke T., Lang S., Hay G.J. Object-based image analysis: spatial concepts for knowledge-driven remote sensing applications. – Berlin: Springer, 2008. – 817 p.
19. Du F. L., 2004. Object-oriented Image Classification Analysis and Evaluation, remote sensing technology and application, – Vol.19. – No. 1. – Pp. 20–23.
20. Lee J. Y. Image classification with a region-based approach in high spatial resolution imagery. – ISPRS, Istanbul. – 2004. – АСК.
21. Roux L. Multisources Approach for Satellite Image Interpretation SPIE. – 1994. – Pp. 172–181.
22. Сквазников М. А., Лобовко В. В. Алгоритм классификации чрезвычайных ситуаций по данным дистанционного зондирования Земли с учетом потенциальной опасности нарушения электроснабжения критически важных объектов // VII Всероссийская научная конференция «Проблемы военно-прикладной геофизики и контроля состояния природной среды». – СПб. : ВКА им. А. Ф. Можайского, 2022. – С. 469–475.
23. Сквазников М. А., Колыгин Д. Л. Подход к разработке математической модели процесса интерпретации данных дистанционного зондирования Земли с использованием статистических методов регрессионного анализа // Интерэкспо ГЕО-Сибирь. XIX Международный научный конгресс, 17–19 мая 2023 г., Новосибирск : сборник материалов в 8 т. Т. 4 : Междунар. науч. конф. «Дистанционные методы зондирования Земли и фотограмметрия, мониторинг окружающей среды, геоэкология». – Новосибирск : СГУГиТ, 2023. № 1. – С. 30–36. – DOI 10.33764/2618-981X-2023-4-1-30-36.
24. Сквазников М. А., Лобовко В. В. Концепция объектно-ориентированной интерпретации данных дистанционного зондирования Земли в интересах решения социально-экономических задач // Интерэкспо ГЕО-Сибирь. XIX Международный научный конгресс, 17–19 мая 2023 г., Новосибирск : сборник материалов в 8 т. Т. 4 : Междунар. науч. конф. «Дистанционные методы зондирования Земли и фотограмметрия, мониторинг окружающей среды, геоэкология». – Новосибирск : СГУГиТ, 2023. № 1. – С. 37–43. – DOI 10.33764/2618-981X-2023-4-1-37-43.
25. Добровольский Д. О. Исследование эффективности дешифрирования объектов кадастрового учета по разносезонным аэроснимкам и бинарным картам высот с применением сверточной нейронной сети // Изв. вузов. Геодезия и аэрофотосъемка. 2022. – Т. 66. – № 2. – С. 81–91. – DOI 10.30533/0536-101X-2022-66-2-81-91.
26. Живичин А. Н., Соколов В. С. Дешифрирование фотографических изображений. – М. : Недра, 1980. – 253 с.
27. Соловьева А. Н., Кучуганов А. В. Многоуровневое описание космических снимков в задаче автоматизированного дешифрирования // Интеллектуальные системы в производстве. – 2014. – № 2 (24). – С. 164–166.
28. Бриллюэн Л. Наука и теория информации. – М. : Физматгиз, 1960. – 392 с.
29. Юсупов Р. М., Петухов Г. Б., Сидоров В. Н., Городецкий В. И., Марков В. М. Статистические методы обработки результатов наблюдений. – М. : МО СССР, 1984. – 563 с.
30. Ростовцев Ю. Г. Основы построения автоматизированных систем сбора и обработки информации. – СПб. : ВИКИ, 1992. – 571 с.
31. Литвак Б. Г. Экспертная информация: Методы получения и анализа. – М. : Радио и связь, 1982. – 184 с.
32. Leiss I. A., Stefan Sandmeier, Klaus I. Itten, and Tobias W. Kellenberger Use of Expert Knowledge and Possibility Theory in Land Use Classification. – 1996. – P. 133–137.
33. Бондур В. Г. Аэрокосмические методы и технологии мониторинга нефтегазоносных территорий и объектов нефтегазового комплекса // Исследование Земли из космоса. – 2010. – № 6. – С. 3–17.

34. Алексеева М. Н., Ященко И. Г. Экологический мониторинг нефтедобывающих территорий на основе космических снимков // Интерэкспо ГЕО-Сибирь-2013. IX Междунар. науч. конгр. : Междунар. науч. конф. «Дистанционные методы зондирования Земли и фотограмметрия, мониторинг окружающей среды, геоэкология» : сб. материалов в 2 т. (Новосибирск, 15–26 апреля 2013 г.). – Новосибирск : СГГА, 2013. Т. 2. – С. 101–106.

35. Шляхова М. М., Лакеев И. Ю. Мониторинг объектов нефтегазовой отрасли с помощью воздушного лазерного сканирования // Вестник СГУГиТ. – 2022. – Т. 27, № 6. – С. 64–72. – DOI 10.33764/2411-1759-2022-27-6-64-72.

### Об авторах

*Михаил Алексеевич Сквazников* – кандидат технических наук, доцент кафедры оптико-электронных средств.

*Дмитрий Леонидович Колыгин* – преподаватель кафедры оптико-электронных средств.

Получено 03.04.2024

© М. А. Сквazников, Д. Л. Колыгин, 2024

### Assessing the information content of heterogeneous features of Earth remote sensing objects

*M. A. Skvaznikov<sup>1</sup>, D. L. Kolygin<sup>1</sup>*

<sup>1</sup> Mozhaisky Military Space Academy, Saint Petersburg, Russian Federation

e-mail: vka@mil.ru

**Abstract.** Earth remote sensing data is used to provide information for a wide range of tasks in the design, production and control of the functioning of facilities in various sectors of the economy. When processing aerospace images, the most labor-intensive and difficult to automate stage is the stage of decoding the resulting images, which is a pattern recognition process. The key element of the object recognition process is their features. As an indicator of the quality of features of objects under observation, it is proposed to use their information content, defined as the change in the entropy of the recognition system when using the feature, to the initial entropy of the recognition system. A method is proposed for determining estimates of conditional a priori probabilities of a sign accepting values corresponding to a certain class, based on the analysis of statistical populations. A mathematical model of the information content of a set of features of an Earth remote sensing object has been developed. The necessity of space monitoring of the state of oil industry facilities in the mode of regular operation and emergency situations is determined. An example of the application of the developed mathematical model of the informativeness of a set of features for analyzing the state of oil industry facilities based on remote sensing data is presented.

**Keywords:** Earth remote sensing objects, pattern recognition, set of features, information content of object features, entropy of the recognition system, objects of the oil industry complex

### REFERENCE

1. Karpik, A. P., Musikhin, I. A., & Vetoshkin D. N. (2021) Smart information models as an effective tool of regional spatial and economic development. *Vestnik SGUGiT [Vestnik SSUGT]*, Vol. 26, No 2, pp. 155–163, DOI 10.33764/2411-1759-2021-26-2-155-163 [in Russian].

2. Filippov, D. V., Chursin, I. N., Rulev, D. D., & Boyarenkova, A. D. (2023) Implementation of complex methods of earth's remote sensing data processing for studying carbonation processes of

soils with artificial irrigation. *Vestnik SGUGiT [Vestnik SSUGT]*, Vol. 28, No 1, pp. 80–91, DOI 10.33764/2411-1759-2023-28-1-80-91 [in Russian].

3. Zulin, K. A., & Kulik, E. N. (2023) Oil spill monitoring using SENTINEL-2B remote sensing data. *Vestnik SGUGiT [Vestnik SSUGT]*, Vol. 28, No 2, pp. 60–66, DOI 10.33764/2411-1759-2023-28-2-60-66 [in Russian].

4. Khlebnikova, T. A., Arbuzov, S. A., Lisitsky, D. V., & Opritova, O. A. (2023) The use of UAS materials to identify facts of land legislation violation in the territory of Novosibirsk. *Vestnik SGUGiT [Vestnik SSUGT]*, Vol. 28, No 5, pp. 33–40, DOI 10.33764/2411-1759-2023-28-5-33-40 [in Russian].

5. Dolgoplov, D. V., Nikonov, D. V., Poluianova, A. V., & Melkii, V. A. (2019). Possibilities of visual interpretation of main pipelines and infrastructure facilities using satellite images of high and ultra-high spatial resolution. *Vestnik SGUGiT [Vestnik SSUGT]*, Vol. 24, No 3, pp. 65–81 DOI 10.33764/2411-1759-2019-24-3-65-81 [in Russian].

6. Gordienko, A. S., & Tkach, A. V. (2022) Study of the state of the environment in the area of oil production using space images. *Vestnik SGUGiT [Vestnik SSUGT]*, Vol. 27, No 6, pp. 55–63, DOI 10.33764/2411-1759-2022-27-6-55-63 [in Russian].

7. Gorelik, A. L., & Skripkin, V. A. (1984). Methods of Recognition: Study guide. *Moscow. Vysshaya shkola. [Moscow. Graduate School]*, 208 p. [in Russian].

8. Savinykh, V. P., & Tsvetkov, V. Y. (2001). Geoinformation analysis of remote sensing data. *Moscow: Kartgeocentr-Geodezizdat [Moscow: Kartgeotsentr-Geodesist]*, 228 p. [in Russian].

9. Shovengerdt R. A. (2010). Remote sensing. Models and methods of image processing. *Moscow: Tekhnosfera [Moscow: Technosphere]*, 560 p. [in Russian].

10. Belyi, A. A., Loshkarev, P. A., & Pushkarskii, S. V. (2022). Prospects for technology development of United geographically distributed Earth remote sensing from space information system *Distantstionnoe zondirovanie Zemli iz kosmosa [Earth remote sensing from space]*, No 1, pp.40–51. [in Russian].

11. Davis, S. M.; Landgrebe, D. A.; Phillips, T. L.; Swain, P. H.; Hoffer, R. M.; Lindenlaub, J.C.; & Silva, L.F. (1978). Remote sensing: The quantitative approach. New York, McGraw-Hill International Book Co., 405 p.

12. Julius T. Tou, & Rafael C. Gonzales. (1974). Pattern recognition principles. *Moscow: Mir [Moscow: World]*, 414 p. [in Russian].

13. Richard O. Duda, & Peter E. Hart. (1976). Pattern classification and scene analysis. *Moscow: Mir [Moscow: World]*, 507 p. [in Russian].

14. Lee D. S., Shen, J., & Bethel, J. S. (2003). Cluss-guided building extraction from Ikonos imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. Vol. 69, No. 2., pp. 143–150.

15. Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 65, I. 1., pp. 2–16.

16. Huang, L. (2008). Object-oriented classification of high-resolution satellite image for better accuracy. *Proc. of the 8th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences*, P.211–218.

17. Skvaznikov, M. A., Kolygin, D. L., & Torshina, I. P. (2022) The use of the mathematical tool of the possibility theory for semantical description of features of remote sensing objects. *Izvestiya vuzov. Geodeziya i aerofotosyomka [Izvestia of universities "Geodesy and aerial photography"]*, Vol. 66, No 2, pp. 6–19. DOI 10.30533/0536-101X-2022-66-2-6-19 [in Russian].

18. Blaschke, T., Lang, S., & Hay, G. J. (2008). Object-based image analysis: spatial concepts for knowledge-driven remote sensing applications. Berlin: Springer, 817 p.

19. Du, F. L., (2004). Object-oriented Image Classification Analysis and Evaluation, remote sensing technology and application, Vol.19, No.1, pp. 20–23.

20. Lee, J. Y., (2004). Image classification with a region-based approach in high spatial resolution imagery, *ISPRS, Istanbul, ACK*.

21. Roux L. (1994). Multisources Approach for Satellite Image Interpretation *SPIE*, pp. 172–181.

22. Skvaznikov, M. A., & Lobovko, V. V. (2022). An algorithm for classifying emergency situations based on Earth remote sensing data, taking into account the potential danger of power supply disruptions to critical facilities. *VII Vserossiyskaya nauchnaya konferentsiya «Problemy voyenno-prikladnoy geofiziki i kontrolya sostoyaniya prirodnoy sredy» [VII All-Russian scientific conference «Problems of military-applied geophysics and control of the state of the natural environment»]*. Sankt-Peterburg, pp. 469–475.
23. Skvaznikov, M. A., & Kolygin, D. L. (2023). An approach to the development of a mathematical model for the interpretation of earth remote sensing data using statistical methods of regression analysis. In *GEO-Sibir-2023. XIX Mezhdunar. nauch. konf.: sb. materialov v 8 t. [GEO-Siberia-2023. XIX International scientific conf.: Sat. materials in 8 volumes]*, 4 (1), P. 30–36. DOI 10.33764/2618-981X-2023-4-1-37-43.
24. Skvaznikov, M. A., & Lobovko, V. V. (2023). The concept of object-oriented interpretation of earth remote sensing data in the interests of solving social and economic tasks. In *GEO-Sibir-2023. XIX Mezhdunar. nauch. konf.: sb. materialov v 8 t. [GEO-Siberia-2023. XIX International scientific conf.: Sat. materials in 8 volumes]*, 4(1), P. 30–36. DOI 10.33764/2618-981X-2023-4-1-37-43.
25. Dobrovolskii, D. O. (2022) Study of the efficiency of interpreting cadastral registration objects from multi-seasonal aerial photographs and binary elevation maps using a convolutional neural network. *Izvestiya vuzov. Geodeziya i aerofotosyomka [Izvestia of universities "Geodesy and aerial photography"]*, 66 (2), pp. 81–91 DOI 10.30533/0536-101X-2022-66-2-81-91 [in Russian].
26. Zhivichin A. N., & Sokolov V. S. (1980). Photographic images interpretation. Moscow: Nedra., 253 p.
27. Kuchuganov, A. V., & Soloveva, A. N. (2014) Multi-level description of space images in the task of automated interpretation. *Intellektualnye sistemy v proizvodstve [Intelligent systems in production]*. 2(24), pp. 164–166. [in Russian].
28. Brillouin, L. Science and Information Theory. New York, Academic Press Publishers, 1956. 320 p.
29. Iusupov, R. M., Petukhov, G. B., Sidorov, V. N., Gorodetskii, V. I., & Markov, V. M. (1984). Statistical methods for processing observation results. Moscow: USSR Department of Defence, 563 p.
30. Rostovtsev Iu. G. (1992). Fundamentals of building automated systems for collecting and processing information. Saint-Petersburg: Mozhaisky Military Engineering and Space Institute, 571 p.
31. Litvak B. G. Expert information: Methods of obtaining and analysis. – Moscow: Radio and communications, 1982. 184 p.
32. Leiss, I. A., Stefan Sandmeier, Klaus I. Itten, & Tobias W. (1996). Use of Expert Knowledge and Possibility Theory in Land Use Classification. Kellenberger, P. 133–137.
33. Bondur, V. G. (2010). “Aerospace methods and technologies for monitoring oil and gas-bearing territories and objects of the oil and gas complex”. *Issledovanie Zemli iz Kosmosa [Earth exploration from space]*, No 6, pp. 3–17.
34. Alekseeva, M. N., & Yashchenko, I. G. (2013). Environmental monitoring of oil-producing territories on the basis of space images. In *GEO-Sibir-2013. XIX Mezhdunar. nauch. konf.: sb. materialov v 2 t. [GEO-Siberia-2013. XIX International scientific conf.: Sat. materials in 2 volumes]*, pp. 101–106 [in Russian].
35. Shlyakhova, M. M., & Lakeev, I. Iu. (2022). Monitoring of oil and gas industry facilities using airborne laser scanning. *Vestnik SGUGiT [Vestnik SSUGT]*, Vol. 27(6), pp. 64–72 [in Russian].

### Author details

Mikhail A. Skvaznikov – Ph. D., Associate Professor, Department of Optoelectronic Devices and Systems.

Dmitrii L. Kolygin – Lecturer, Department of Optoelectronic Devices and Systems.

Received 03.04.2024

© M. A. Skvaznikov, D. L. Kolygin, 2024