НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ВЕСТНИК ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ, МЕХАНИКИ И ОПТИКИ
сентябрь–октябрь 2026 Том 26 № 5 http://ntv.ifmo.ru/
SCIENTIFIC AND TECHNICAL JOURNAL OF INFORMATION TECHNOLOGIES, MECHANICS AND OPTICS
September–October 2026 Vol. 26 No 5 http://ntv.ifmo.ru/en/
ISSN 2226-1494 (print) ISSN 2500-0373 (online)

НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ВЕСТНИК
ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ, МЕХАНИКИ И ОПТИКИ

ОПТИЧЕСКИЕ СИСТЕМЫ И ТЕХНОЛОГИИ

OPTICAL ENGINEERING

doi: 10.17586/2226-1494-2026-26-5-891-899
УДК 623.74

Методический подход к оценке распознавания объектов дистанционного зондирования Земли по линейному разрешению и пиксельной информативности изображения

Андрей Сергеевич Молчанов✉

Государственный летно-испытательный центр им. В.П. Чкалова, Ахтубинск, 416500, Российская Федерация
andryoe@yandex.ru✉, https://orcid.org/0009-0007-6135-9008

Аннотация

Введение. Рассматривается задача количественного связывания вероятности распознавания объекта воздушной разведки с фактическим линейным разрешением на местности и пиксельной информативностью цифрового изображения. Целью работы является получение расчетной модели, позволяющей оценивать достижимость распознавания объекта до уровней вида, класса, подкласса и типа с учетом минимального числа информативных пикселов и устойчивости признаков. **Метод.** Цифровой портрет объекта представлен как совокупность пиксельных конфигураций, содержащих геометрические, яркостные, контрастные и структурные признаки. В модель включены эффективная проекция объекта, ракурс наблюдения, контраст, смаз изображения, репрезентативность признаков и локальная разрешенность характерных деталей. **Основные результаты.** Предложен пиксельно-разрешающий показатель достаточности распознавания, показывающий отношение фактической эффективной пиксельной информативности изображения к требуемой информативности для заданного уровня классификации. Получены прямые зависимости для расчета вероятности распознавания по заданному линейному разрешению на местности, а также обратные зависимости для определения требуемого разрешения и минимального числа пикселов по заданной вероятности распознавания. **Обсуждение.** Модель может использоваться при планировании воздушной съемки, испытаниях оптико-электронных систем и задании требований к банкам эталонных цифровых портретов объектов наблюдения.

Ключевые слова

воздушная разведка, вероятность распознавания, линейное разрешение на местности, цифровой портрет, пиксельная информативность, пиксельная конфигурация, дешифрирование изображений, объект наблюдения, классификация объектов, критерий Молчанова–Коломойца

Ссылка для цитирования: Молчанов А.С. Методический подход к оценке распознавания объектов дистанционного зондирования Земли по линейному разрешению и пиксельной информативности изображения // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2026. Т. 26, № 5. С. 891–899. doi: 10.17586/2226-1494-2026-26-5-891-899

Dependence of the recognition probability of an aerial reconnaissance object with linear resolution on the ground and pixel information content of the image

Andrey S. Molchanov✉

State Flight Test Center named after V.P. Chkalova, Ahtubinsk, 416500, Russian Federation
andryoe@yandex.ru✉, https://orcid.org/0009-0007-6135-9008

Abstract

The paper considers a quantitative relationship between the probability of recognizing an aerial reconnaissance object, the actual linear resolution on the ground, and the pixel information content of a digital image. The objective is to obtain a computational model for assessing whether an object can be recognized at the levels of species, class, subclass, and type, taking into account the minimum number of informative pixels and the stability of recognition features. The digital portrait of an object is represented as a set of pixel configurations containing geometric, brightness,

© Молчанов А.С., 2026

contrast, and structural features. The model includes the effective projection of the object, viewing angle, contrast, image smear, representativeness of features, and local resolution of characteristic details. A pixel-resolution indicator of recognition sufficiency is proposed. It expresses the ratio of the actual effective pixel information content of an image to the information content required for a specified classification level. Direct relationships are obtained for calculating recognition probability from a given linear resolution on the ground, and inverse relationships are obtained for determining the required resolution and the minimum number of pixels from a specified recognition probability. The model can be applied in planning aerial imaging, testing optoelectronic systems, and setting requirements for reference digital-portrait databases of observed objects.

Keywords

aerial reconnaissance, recognition probability, linear resolution on the ground, digital portrait, pixel information content, pixel configuration, image interpretation, observed object, object classification, Molchanov-Kolomoets criterion

For citation: Molchanov A.S. Dependence of the recognition probability of an aerial reconnaissance object with linear resolution on the ground and pixel information content of the image. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2026, vol. 26, no. 5, pp. 891–899 (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2026-26-5-891-899

Введение

Одной из центральных задач дешифрирования изображений воздушной разведки является количественное установление того, при каком фактическом качестве изображения объект может не только обнаружен, но и распознан до требуемой степени подробности. Для практических задач недостаточно утверждения, что изображение имеет некоторое число пикселов на объект. Необходимо определить, достаточно ли этого числа пикселов для выделения устойчивых признаков, отличающих объект на уровне вида, класса, подкласса или конкретного типа. Исходя из этого, требуется модель, в которой вероятность распознавания связывается с фактическим линейным разрешением на местности (ЛРМ), геометрическими размерами объекта, его проекцией на фотоприемную матрицу, контрастом и структурной информативностью цифрового портрета.

В традиционном подходе (ЛРМ) часто рассматривается как самостоятельный показатель качества оптико-электронной системы. Однако для задач распознавания оно приобретает смысл только через признаки объекта. Один и тот же объект при одном и том же ЛРМ может распознаваться с различной вероятностью в зависимости от ракурса, теней, маскирующих факторов, контраста, пространственной ориентации, качества отображения и квалификации оператора или алгоритма автоматического распознавания. В результате ЛРМ следует рассматривать как физическую основу формирования пиксельной конфигурации, а вероятность распознавания — как статистический результат ее достаточности для выбранного уровня классификации.

Классификация объектов предусматривает уровни подробности: вид, класс, подкласс и тип; при этом тип требует точной формы, размеров и расположения деталей, а вид характеризуется более общими признаками конфигурации и назначения. В той же логике критерий Молчанова–Коломойца устанавливает цифровой портрет как минимальное количество конфигураций пикселов по вертикали и горизонтали, необходимое для распознавания объекта до требуемой степени подробности при заданной величине ЛРМ и условиях наблюдения [1–10].

Настоящая работа развивает указанную постановку и предлагает математическую зависимость, позволяющую перейти от качественного утверждения «чем больше пикселов, тем выше вероятность распознавания» к расчетной модели. Используются следующие базовые положения: фактическое ЛРМ определяет масштаб дискретизации объекта на изображении; число пикселов по длине, ширине и площади задает потенциальную геометрическую информативность; контраст и шум задают возможность выделения признаков; уровень классификации определяет минимально необходимое число устойчивых признаков; вероятность распознавания является функцией отношения фактической пиксельной информативности к требуемой.

Обозначения и общая постановка задачи

Пусть рассматривается объект дистанционного зондирования Земли, наблюдаемый цифровой оптико-электронной системой при заданных условиях съемки. Под условиями съемки будем понимать высоту, наклонную дальность, угол визирования, спектральный диапазон, состояние атмосферы, контраст объекта с фоном, освещенность, параметры движения, способ обработки изображения и режим отображения. Уровень подробности обозначим индексом q. Для удобства введем упорядоченное множество уровней [1–3, 5–7, 10, 11]:

$$Q = \{q_1, q_2, q_3, q_4\} = \{\text{вид, класс, подкласс, тип}\}.$$

Каждому уровню q соответствует собственное множество признаков, необходимых для распознавания. Для уровня «вид» достаточно общих признаков формы, среды расположения и отношения габаритных размеров. Для уровня «класс» требуется выделение основных крупных деталей. Для уровня «подкласс» необходимо устойчивое различение более частных функциональных и конструктивных признаков. Для уровня «тип» потребуется выделение индивидуальных признаков: точной формы, размеров, взаимного расположения деталей и конструктивного исполнения:

$$F_{q_1} \subset F_{q_2} \subset F_{q_3} \subset F_{q_4}, \quad |F_{q_1}| < |F_{q_2}| < |F_{q_3}| < |F_{q_4}|,$$

где F_{q_1}, F_{q_2}, F_{q_3}, F_{q_4} — множества распознавательных признаков, необходимых для распознавания объекта на уровнях «вид», «класс», «подкласс», «тип».

Фактическое ЛРМ обозначим L. В отличие от геометрического размера пиксела на местности, L отражает реально достижимую разрешающую способность системы в заданных условиях и учитывает совокупное влияние оптики, матрицы, движения, контраста, шума, атмосферы, обработки и отображения. Далее используется ЛРМ, а не идеализированный геометрический шаг дискретизации.

Пусть эффективные размеры проекции объекта на плоскость изображения в направлении осей x и y равны a_e и b_e. Они могут отличаться от физических длины и ширины объекта из-за ракурса наблюдения, перспективного преобразования и частичного перекрытия. Тогда запишем базовое число разрешаемых элементов по осям в виде:

$$N_x(L) = \frac{a_e}{L}, \quad N_y(L) = \frac{b_e}{L}.$$

Для дальнейшего анализа важно рассматривать не только линейные числа пикселов, но и площадь пиксельной конфигурации объекта, т. е. число элементарных ячеек изображения, в которых потенциально содержатся признаки объекта:

$$N_A(L) = N_x(L)N_y(L) = \frac{a_e b_e}{L^2} = \frac{A_e}{L^2}.$$

Если распознавание зависит от минимальной детали характерного признака размера d_j, то для ее выделения требуется не только площадь объекта, но и локальное число разрешаемых элементов на этой детали:

$$n_j(L) = \frac{d_j}{L}, \quad j = 1, 2, \ldots, m_q,$$

где m_q — число признаков, учитываемых на уровне q. Чем выше степень подробности, тем меньше могут быть характерные размеры d_j, следовательно, тем меньше допустимое значение L и тем больше требуемое число пикселов.

Вероятность распознавания объекта до уровня q будем трактовать как вероятность правильного отнесения изображения объекта к соответствующей категории классификации при фиксированных условиях наблюдения. В простейшей экспериментальной постановке она определяется отношением числа правильно распознанных объектов к числу предъявленных объектов [1, 7–9, 12–16]:

$$P_q = \frac{n_{1,q}}{n_{2,q}},$$

где $n_{1,q}$ — число правильных распознаваний до уровня q; $n_{2,q}$ — общее число предъявленных для распознавания объектов на этом уровне.

Для группы операторов-дешифровщиков и серии изображений оценка вероятности может быть представлена как среднее значение по операторам и изображениям:

$$P_q = \frac{1}{RM} \sum_{r=1}^{R} \sum_{i=1}^{M} I_{ri}^{(q)},$$

где R — число операторов или алгоритмов распознавания; M — число изображений; $I_{ri}^{(q)}$ равно единице при правильном распознавании i-го изображения r-м оператором до уровня q и равно нулю при ошибке. Для автоматической системы индекс r может обозначать вариант алгоритма, обученную модель или режим обработки:

$$I_{ri}^{(q)} = \begin{cases} 1, & c_{ri}^{(q)} = c_i^{(q)} \\ 0, & c_{ri}^{(q)} \neq c_i^{(q)} \end{cases}.$$

Если распознавание рассматривается иерархически, то распознавание до уровня «тип» предполагает правильное прохождение всех предыдущих уровней: «вида», «класса» и «подкласса». По этой причине безусловная вероятность правильного распознавания до уровня «тип» может быть разложена как произведение условных вероятностей:

$$P_{\text{тип}} = P_{\text{вид}} P_{\text{класс}|\text{вид}} P_{\text{подкласс}|\text{класс}} P_{\text{тип}|\text{подкласс}}.$$

В общем виде для уровня q_k получаем:

$$P_{q_k}^{\text{иерарх}} = \prod_{s=1}^{k} P_{q_s|q_{s-1}}, \quad q_0 = \varnothing.$$

Данная запись важна потому, что увеличение числа пикселов на объекте может резко повышать вероятность распознавания до уровня «вид», но лишь умеренно повышать вероятность распознавания до — «тип», если индивидуальные детали объекта остаются неразрешенными или имеют недостаточный контраст.

Метод оценки распознаваемости объекта по пиксельной информативности и ЛРМ

Число пикселов самостоятельно не является полной мерой распознаваемости. Два изображения с одинаковым N_A могут иметь разную информативность, если одно получено при высоком контрасте, а другое — при низком; если в одном случае характерные признаки попали в разрешаемую область, а в другом оказались смазанными или закрытыми. Введем эффективную пиксельную информативность S_q, включающую геометрическую, контрастную, ракурсную и структурную составляющие:

$$S_q(L) = N_A(L) K_C^{(q)} K_\theta^{(q)} K_B^{(q)} K_R^{(q)} K_M^{(q)}, \qquad (1)$$

где $K_C^{(q)}$ — коэффициент контрастной пригодности; $K_\theta^{(q)}$ — коэффициент ракурсной пригодности; $K_B^{(q)}$ — коэффициент снижения информативности из-за смаза и нерезкости; $K_R^{(q)}$ — коэффициент репрезентативности признаков уровня q; $K_M^{(q)}$ — коэффициент, характеризующий влияние сложности фона, степени маскирования и частичного сокрытия объекта, который учитывает снижение эффективной пиксельной информативности изображения вследствие уменьшения контрастности объекта относительно окружающего фона, перекрытия отдельных элементов объекта и недостаточной выраженности его распознавательных признаков. Все коэффициенты безразмерны и обычно находятся в интервале от нуля до единицы:

$$0 \le K_C^{(q)}, K_\theta^{(q)}, K_B^{(q)}, K_R^{(q)}, K_M^{(q)} \le 1.$$

Контрастная пригодность может быть задана через нормированный контраст объекта или характерный признак C. При $C < C_{\{0,\,q\}}$ часть признаков уровня q перестает быть надежно выделяемой, а требуемое количество пикселов резко возрастает. Для описания этого эффекта удобна степенная или логистическая функция:

$$K_C^{(q)} = \left(\frac{C}{C + C_{0,q}}\right)^{\gamma_q}, \gamma_q > 0.$$

Ракурсный коэффициент может учитывать уменьшение эффективной площади проекции объекта и потерю видимости отдельных признаков. Если θ — угол отклонения линии визирования от нормального направления, то в простейшем случае:

$$A_e(\theta) = A_0\rho(\theta), \quad 0 < \rho(\theta) \le 1,$$
$$K_\theta^{(q)} = \rho(\theta)\eta_q(\theta),$$

где $A_e(\theta)$ — эффективная площадь проекции объекта на плоскость изображения при угле отклонения линии визирования θ от нормального направления; A_0 — опорная эффективная площадь проекции объекта при нормальном направлении наблюдения; $\rho(\theta)$ описывает изменение площади проекции: $\eta_q(\theta)$ — сохранность признаков уровня q при данном ракурсе.

Для распознавания до уровня «тип» $\eta_q(\theta)$ обычно изменяется сильнее, чем для распознавания до уровня «вид», поскольку индивидуальные детали могут быть видны только в ограниченном диапазоне ракурсов:

$$\eta_{\text{вид}}(\theta) \ge \eta_{\text{класс}}(\theta) \ge \eta_{\text{подкласс}}(\theta) \ge \eta_{\text{тип}}(\theta).$$

Смаз изображения может быть представлен через отношение длины смаза l_b к ЛРМ. При $l_b < L$ смаз практически не влияет на различимость признаков, а при $l_b > L$ он уменьшает эффективную пространственную частоту изображения:

$$K_B^{(q)} = \exp\left[-\lambda_q\left(\frac{l_b}{L}\right)^2\right], \quad \lambda_q > 0.$$

Коэффициент репрезентативности $K_R^{(q)}$ характеризует то, насколько фактически видимые признаки соответствуют признаковому описанию уровня q. Он может быть задан через сумму весов обнаруженных признаков вида:

$$K_R^{(q)} = \frac{\sum\limits_{j=1}^{m_q} w_j^{(q)} z_j}{\sum\limits_{j=1}^{m_q} w_j^{(q)}}, \quad z_j \in [0, 1],$$

где $w_j^{(q)}$ — вес j-го признака уровня q; z_j — степень его фактического выделения на изображении. Если признак не виден, $z_j = 0$; если выделен устойчиво, то z_j близок к единице.

Для каждого уровня q введем требуемую пиксельную информативность S_q^*, необходимую для достижения базовой вероятности распознавания. Требования к информативности возрастают по мере повышения степени подробности [1, 6, 8, 11–14]:

$$S^*_{\text{вид}} < S^*_{\text{класс}} < S^*_{\text{подкласс}} < S^*_{\text{тип}}.$$

Если условия наблюдения нормированы, то требуемая информативность может быть выражена через минимальное число пикселов по площади объекта:

$$N^*_{A,q} = \frac{S_q^*}{K_C^{(q)} K_\theta^{(q)} K_B^{(q)} K_R^{(q)} K_M^{(q)}}. \tag{2}$$

Формула (2) показывает, что при снижении контраста, ухудшении ракурса или появлении смаза минимальное требуемое число пикселов возрастает. При этом для уровня «тип» рост может быть наиболее резким, так как малые индивидуальные детали требуют устойчивого локального разрешения:

$$\frac{\partial N^*_{A,q}}{\partial K_C^{(q)}} = -\frac{S_q^*}{(K_C^{(q)})^2 K_\theta^{(q)} K_B^{(q)} K_R^{(q)} K_M^{(q)}} < 0.$$

Минимальное число пикселов по линейным координатам может быть задано соотношениями:

$$N_{x,q} \ge N^*_{x,q}, \quad N_{y,q} \ge N^*_{y,q}.$$

Тогда распознавание до уровня q становится возможным только при одновременном выполнении площадного и линейного условий:

$$C_q = \{N_A \ge N^*_{A,q}\} \cap \{N_x \ge N^*_{x,q}\} \cap \{N_y \ge N^*_{y,q}\}.$$

В практическом смысле это означает, что крупный объект может занимать большое число пикселов по площади, но не распознаваться до уровня «тип», если индивидуальный признак вытянут вдоль одной координаты и занимает меньше требуемого числа пикселов по ширине. Критерий Молчанова–Коломойца должен учитывать не только N_A, но и минимальную обеспеченность по осям:

$$N_{\min}(L) = \min\{N_x(L), N_y(L)\}.$$

Для учета локальных признаков введем минимальное число разрешаемых элементов на каждом признаке:

$$\chi_j(L) = \frac{d_j}{L}, \quad \chi_j(L) \ge \chi^*_{j,q}. \tag{3}$$

Если хотя бы один обязательный признак уровня q не удовлетворяет условию (3), вероятность распознавания до данного уровня не может достигать высоких значений, даже если общий размер объекта на изображении велик.

$$F_q^{\text{уст}}(L) = \left\{j \in F_q : \frac{d_j}{L} \ge \chi^*_{j,q}\right\}.$$

$$R_q(L) = \frac{|F_q^{\text{уст}}(L)|}{|F_q|},$$

где $F_q^{\text{уст}}(L)$ — подмножество распознавательных признаков уровня q, устойчиво разрешаемых на изображе-

нии при фактическом ЛРМ. Показатель $R_q(L)$ отражает долю признаков уровня q, разрешаемых при данном ЛРМ. Его целесообразно включить в общую информативность как частный вариант $K_R^{(q)}$.

Для связи ЛРМ, числа пикселов и вероятности распознавания введем безразмерный пиксельно-разрешающий показатель достаточности распознавания Π_q. Он показывает, во сколько раз фактическая эффективная пиксельная информативность изображения превышает требуемую информативность для уровня q [1–4, 15–17]:

$$\Pi_q(L) = \frac{S_q(L)}{S_q^*}.$$

С учетом формулы (1) получаем:

$$\Pi_q(L) = \frac{A_e}{L^2 S_q^*} K_C^{(q)} K_\theta^{(q)} K_B^{(q)} K_R^{(q)} K_M^{(q)}. \quad (4)$$

Если дополнительно учитывать ограничения по линейным координатам и локальным признакам, то обобщенный показатель может быть записан как произведение площадной, линейной и признаковой составляющих:

$$\Pi_q^{\Sigma}(L) = \Pi_{A,q}(L)\Pi_{x,q}(L)\Pi_{y,q}(L)\Pi_{F,q}(L).$$

$$\Pi_{A,q}(L) = \frac{N_A(L)}{N_{A,q}^*}, \quad \Pi_{x,q}(L) = \frac{N_x(L)}{N_{x,q}^*}, \quad \Pi_{y,q}(L) = \frac{N_y(L)}{N_{y,q}^*}.$$

$$\Pi_{F,q}(L) = \prod_{j \in n_q} \left(\frac{\chi_j(L)}{\chi_{j,q}^*} \right)^{\omega_j^{(q)}}.$$

Для предотвращения искусственного завышения показателя при избытке одного признака и недостатке другого можно использовать ограниченную форму:

$$\Pi_{F,q}^{\min}(L) = \min_{j \in n_q} \left(\frac{\chi_j(L)}{\chi_{j,q}^*} \right).$$

В таком виде критерий Молчанова–Коломойца распознавания до уровня q может быть сформулирован как условие $\Pi_q^{\Sigma}(L) \geq 1$, которое означает достижение расчетной достаточности пиксельно-разрешающих условий и не означает стопроцентного распознавания. Вероятность распознавания далее задается непрерывной функцией от Π_q, так как даже при выполнении критерия Молчанова–Коломойца сохраняются факторы неопределенности: шум, неоднозначность признаков, фон, маскировка, операторский фактор и сходство объектов одного класса [1, 12–14].

Вероятность распознавания должна удовлетворять нескольким требованиям: возрастает при уменьшении L, так как уменьшается размер фактического разрешаемого элемента на местности; возрастает при увеличении эффективной площади проекции объекта; имеет насыщение: после достижения достаточной информативности дальнейшее увеличение числа пикселов дает меньший прирост вероятности. Этим требованиям соответствует экспоненциально-насыщающая зависимость [7–11, 16–26]:

$$P_q(L) = P_{\max,q}\left[1 - \exp\left(-\left(\frac{\Pi_q(L)}{\kappa_q}\right)^{\beta_q}\right)\right], \quad (5)$$

где $P_{\max,q} \leq 1$ — предельная вероятность распознавания при данных организационно-методических условиях; κ_q — масштабный параметр; β_q — параметр крутизны перехода. Чем выше уровень подробности, тем обычно больше требуемый масштаб κ_q и тем более крутой или более сдвинутой вправо является зависимость:

$$\kappa_{\text{вид}} < \kappa_{\text{класс}} < \kappa_{\text{подкласс}} < \kappa_{\text{тип}}.$$

Альтернативная логистическая форма удобна для аппроксимации экспериментальных кривых, имеющих S-образный характер:

$$P_q(L) = \frac{P_{\max,q}}{1 + \exp[-\alpha_q(\ln\Pi_q(L) - \ln\Pi_{0,q})]}. \quad (6)$$

В формуле (6) $\Pi_{0,q}$ соответствует точке перегиба зависимости, а α_q характеризует чувствительность вероятности к росту пиксельной информативности. Переход от уровня «вид» к «тип» приводит к увеличению $\Pi_{0,q}$, поскольку для более подробной классификации требуется больше надежно выделяемых признаков.

$$\Pi_{0,\text{вид}} < \Pi_{0,\text{класс}} < \Pi_{0,\text{подкласс}} < \Pi_{0,\text{тип}}.$$

Подставляя (4) в (5), получаем зависимость вероятности распознавания от ЛРМ:

$$P_q(L) = P_{\max,q}\left[1 - \exp\left(-\left(\frac{A_e K_C^{(q)} K_\theta^{(q)} K_B^{(q)} K_R^{(q)} K_M^{(q)}}{\kappa_q S_q^* L^2}\right)^{\beta_q}\right)\right]. \quad (7)$$

Формула (7) показывает квадратичную роль ЛРМ через площадь пиксельной конфигурации: уменьшение L в два раза при прочих равных увеличивает N_A примерно в четыре раза. Но это увеличение может быть частично или полностью компенсировано ухудшением контраста, ракурса или смаза:

$$\frac{N_A(L_1)}{N_A(L_2)} = \left(\frac{L_2}{L_1}\right)^2.$$

Если $L_1 = L_2/2$, то: $N_A(L_1) = 4N_A(L_2)$, однако для локального признака линейный выигрыш составляет только два раза:

$$\chi_j(L_1) = 2\chi_j(L_2), \quad L_1 = \frac{L_2}{2}.$$

В результате для распознавания до уровня «тип» решающим может оказаться не только площадь объекта в пикселах, но и линейная разрешенность малых индивидуальных признаков.

В практических испытаниях и проектировании часто требуется решить обратную задачу: определить, какое ЛРМ необходимо для достижения заданной вероятности распознавания P_q^*. Используя зависимость (6), получим:

$$\frac{P_q^*}{P_{\max,q}} = 1 - \exp\left[-\left(\frac{\Pi_q}{\kappa_q}\right)^{\beta_q}\right],$$

$$\Pi_q^* = \kappa_q\left[-\ln\left(1 - \frac{P_q^*}{P_{\max,q}}\right)\right]^{1/\beta_q}. \quad (8)$$

Так как $\Pi_q(L) = A_e K_C^{(q)} K_\theta^{(q)} K_B^{(q)} K_R^{(q)} / (L^2 S_q^*)$, требуемое ЛРМ определяется неравенством:

$$L \le L_q^* = \sqrt{\frac{A_e K_C^{(q)} K_\theta^{(q)} K_B^{(q)} K_R^{(q)} K_M^{(q)}}{S_q^* \Pi_q^*}}.$$

Подстановка (8) дает окончательную расчетную форму:

$$L_q^* = \sqrt{\frac{A_e K_C^{(q)} K_\theta^{(q)} K_B^{(q)} K_R^{(q)} K_M^{(q)}}{S_q^* \kappa_q [-\ln(1 - P_q^*/P_{\max,q})]^{1/\beta_q}}}. \quad (9)$$

Из (9) следует, что требуемое ЛРМ для распознавания до уровня «тип» будет меньше, чем требуемое ЛРМ для распознавания до уровня «вид»:

$$L_{\text{тип}}^* < L_{\text{подкласс}}^* < L_{\text{класс}}^* < L_{\text{вид}}^*.$$

Соответственно, минимально необходимое число пикселов возрастает в обратном порядке. При заданной геометрии объекта и фиксированных условиях наблюдения минимально необходимое число пикселов по площади для достижения заданной вероятности распознавания P_q^* определяется из зависимости (5) с учетом выражения (4):

$$N_{A,q}^*(P_q^*) = \frac{S_q^* \kappa_q [-\ln(1 - P_q^*/P_{\max,q})]^{1/\beta_q}}{K_C^{(q)} K_\theta^{(q)} K_B^{(q)} K_R^{(q)} K_M^{(q)}}. \quad (10)$$

Формула (10) устанавливает обратную расчетную зависимость между заданной вероятностью распознавания и минимально необходимым числом пикселов по площади объекта. Она показывает, что требуемый пиксельный порог определяется не только уровнем классификации, но и совокупностью условий наблюдения.

Расчетно-модельный эксперимент по оценке вероятности распознавания объектов

Для практической иллюстрации предложенной зависимости рассмотрим типовые объекты дистанционного зондирования Земли: «танк», «легковой автомобиль», «грузовой автомобиль» и «человек». Предположим, что наблюдение ведется в видимом диапазоне при удовлетворительном контрасте объекта с фоном, ограниченном смазом изображения и отсутствии существенного экранирования объекта посторонними элементами сцены. В качестве характерных линейных размеров могут быть приняты: для танка около 6,8 × 3,5 м, для легкового автомобиля — 4,5 × 1,8 м, для грузового автомобиля — 8,0 × 2,5 м, для человека — 1,75 × 0,6 м. При этом уровень распознавания задается стандартной иерархией: «вид», «класс», «подкласс», «тип».

Для объекта типа «танк» уровни распознавания можно интерпретировать следующим образом: на уровне «вид» объект распознается как гусеничная бронированная техника; на уровне «класс» — танк; на уровне «подкласс» — малый/средний/тяжелый танк; на уровне «тип» — конкретный тип или близкая типовая группа, например Т-72/Т-90. Расчетные зависимости вероятности распознавания от ЛРМ показывают, что при сравнительно грубом разрешении порядка 0,3–0,35 м/пиксел обеспечивается высокая вероятность распознавания до уровня «вид». При улучшении разрешения до 0,15–0,20 м/пиксел резко возрастает вероятность распознавания до уровня «класс». При ЛРМ порядка 0,08–0,12 м/пиксел становится практически обеспеченным распознавание до уровня «подкласс», а для уверенного распознавания до уровня «тип» требуется дальнейшее улучшение разрешения примерно до 0,05–0,07 м/пиксел. Это соответствует физическому смыслу модели: по мере уменьшения ЛРМ становятся различимыми все более мелкие конструктивные признаки — форма башни, конфигурация корпуса, взаимное расположение навесных элементов, экранирующих деталей и других идентифицирующих признаков.

Зависимости вероятностей распознавания объектов типа «грузовой автомобиль» от ЛРМ и типа «человек» от числа информативных пикселов для уровней распознавания показаны на рисунке.

Для объектов типов «легковой автомобиль» и «грузовой автомобиль» характер зависимостей сохраняется, однако конкретные пороги смещаются вследствие различий в габаритах, форме и наборе устойчивых признаков. Грузовой автомобиль, как более крупный объект, может надежно распознаваться до уровней «вид» и «класса» при более грубом ЛРМ, чем легковой автомобиль. Вместе с тем распознавание до типа требует выделения более тонких элементов: числа осей, формы кабины, характера кузова, наличия тента, специального оборудования. Для легкового автомобиля задача распознавания до уровня «тип» еще более чувствительна к ЛРМ, поскольку размеры объекта меньше, а отличительные признаки компактнее. Следовательно, один и тот же уровень разрешения может быть достаточен для распознавания грузового автомобиля до уровня «класс», но недостаточен для распознавания легкового автомобиля до уровня «тип».

В качестве второго практического примера рассмотрим объект «человек». Для него особенно удобно анализировать не только ЛРМ, но и число информативных пикселов, приходящихся на изображение объекта. На уровне «вид» объект распознается как человек; на уровне «класс» — как «взрослый», «ребенок», «спортсмен»; на уровне «подкласс» — как человек с предметом, либо как представитель определенной функциональной группы; на уровне «тип» — как более конкретный вариант, например шахтер, строитель или человек с характерной экипировкой. Выполненный расчет по предложенной методике показал, что уже при наличии порядка 15–25 информативных пикселов вероятность распознавания до уровня «вид» становится высокой. Для распознавания до уровня «класс» требуется примерно 40–60 пикселов, для уровня «подкласс» — 80–110 пикселов, а до уровня «тип» — 140–170 пикселов и более. Предложенные зависимости могут применяться при мониторинге транспортных средств, зданий и сооружений, элементов энергетической инфраструктуры, сельскохозяйственной техники, природных и техногенных объектов.

Таким образом, для малоразмерных объектов пиксельная структура цифрового портрета оказывается

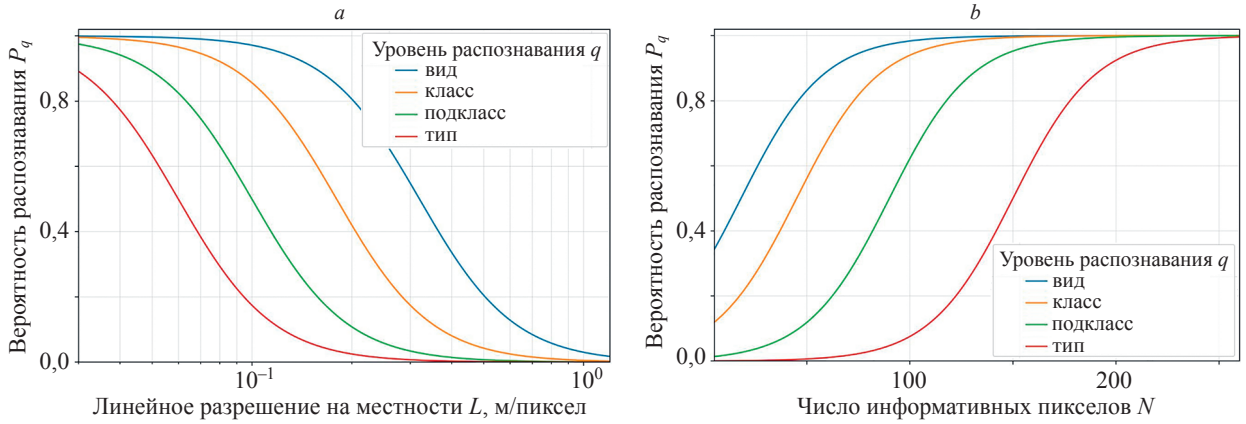

Рисунок. Зависимости вероятностей уровней распознавания: вид, класс, подкласс и тип для объектов: типа «грузовой автомобиль» от линейного разрешения на местности (*a*) и типа «человек» от числа информативных пикселов *N* (*b*)

Figure. Dependences of recognition level probabilities: type, class, subclass, and type for objects: “truck” type on the linear resolution on the ground (*a*) and “person” type on the number of informative pixels *N* (*b*)

критически важной, поскольку недостаток локально разрешаемых элементов не позволяет надежно выделить детали вооружения, экипировки и позы объекта.

Для нейросетевых моделей уменьшение линейного размера объекта на изображении, снижение локального контраста, смаз и потеря характерных деталей также приводят к снижению устойчивости выделения информативных признаков и вероятности правильной классификации. Предложенный показатель может использоваться для предварительной оценки достаточности исходных изображений, формирования обучающих выборок, определения допустимых масштабов объектов и обоснования требований к разрешению входных данных нейросетевых алгоритмов. Основным назначением предложенной аналитической модели является планирование условий получения изображений, обоснование требований к характеристикам оптико-электронной аппаратуры и прогнозирование возможности распознавания объектов как оператором-дешифровщиком, так и автоматизированными средствами обработки.

Приведенные примеры подтверждают прикладной смысл разработанной модели. Она позволяет еще на этапе планирования воздушной съемки определить, какое ЛРМ необходимо для достижения требуемой вероятности распознавания конкретного объекта до заданного уровня подробности. Кроме того, модель может быть использована при испытаниях оптико-электронных систем и при формировании банков эталонных цифровых портретов, когда необходимо установить минимально достаточное число пикселов и минимально допустимое ЛРМ для решения задач распознавания.

Заключение

Сформирована расчетная связь между вероятностью распознавания объекта дистанционного зондирования Земли, фактическим линейным разрешением на местности и количеством пикселов, необходимых для распознавания до уровней «вид», «класс», «подкласс» и «тип». Показано, что линейное разрешение на местности не является самостоятельной гарантией распознавания, а определяет физическую основу формирования пиксельной конфигурации объекта.

Число пикселов на объекте рассмотрено в составе эффективной пиксельной информативности, включающей площадь проекции, линейную разрешенность характерных признаков, контраст, ракурс, смаз и репрезентативность признаков. Предложенный пиксельно-разрешающий показатель достаточности распознавания связывает фактическое линейное разрешение на местности с минимально необходимым количеством пикселов для заданного уровня классификации.

Получены прямые зависимости для оценки вероятности распознавания по заданному линейному разрешению на местности и обратные зависимости для определения требуемого линейного разрешения на местности и минимального числа пикселов по заданной вероятности распознавания. Практическая значимость модели состоит в возможности использовать ее при планировании воздушной съемки, испытаниях оптико-электронных систем и задании требований к цифровым портретам объектов наблюдения.

Литература

1. Молчанов А.С., Коломоец В.А. Цифровые портреты типовых объектов воздушной разведки. М.: Издательство «Перо», 2025. 194 с.
2. Richards J.A. Remote Sensing Digital Image Analysis. Springer, 2013. 494 p. doi: 10.1007/978-3-642-30062-2
3. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital Image Processing. Pearson, 2018. 1168 p.
4. Leachtenauer J.C., Malila W., Irvine J., Colburn L., Salvaggio N. General image-quality equation: GIQE // Applied Optics. 1997. V. 36. N 32. P. 8322–8328. doi: 10.1364/AO.36.008322
5. Vollmerhausen R.H., Reago D.A., Driggers R.G. Analysis and Evaluation of Sampled Imaging Systems. SPIE Press, 2010. 304 p.
6. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1979. V. 9. N 1. P. 62–66. doi: 10.1109/TSMC.1979.4310076
7. Cheng G., Han J. A survey on object detection in optical remote sensing images // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2016. V. 117. P. 11–28. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2016.03.014
8. Молчанов А.С. Способ пересчета линейного разрешения на местности оптикоэлектронных систем по штриховым мирам пониженного контраста // Известия высших учебных заведений. Геодезия и аэрофотосъемка. 2023. Т. 67. № 3. С. 51–61. doi: 10.30533/GiA-2023-023
9. Blaschke T. Object based image analysis for remote sensing // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2010. V. 65. N 1. P. 2–16. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004
10. Fukunaga K. Introduction to Statistical Pattern Recognition. Elsevier Science, 1990. 592 p.
11. Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G. Pattern Classification. Wiley, 2001. 654 p.
12. Молчанов А.С., Коломоец В.А., Полубехин А.И., Корчак В.Ю. Нейроцифровой подход к функционированию интеллектуальной системы анализа и обработки материалов испытаний при определении технических и тактических показателей эффективности систем воздушного наблюдения // Искусственный интеллект. Теория и практика. 2025. № 4 (12). С. 81–86.
13. Zhu X.X., Tuia D., Mou L., Xia G.-S., Zhang L., Xu F., Fraundorfer F. Deep learning in remote sensing: a comprehensive review and list of resources // IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine. 2017. V. 5. N 4. P. 8–36. doi: 10.1109/mgrs.2017.2762307
14. Jia W., Wang W., Zhang Z. From simple digital twin to complex digital twin Part I: A novel modeling method for multi-scale and multi-scenario digital twin // Advanced Engineering Informatics. 2022. V. 53. P. 101706. doi: 10.1016/j.aei.2022.101706
15. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks // Communications of the ACM. 2017. V. 60. N 6. P. 84–90. doi: 10.1145/3065386
16. Алтухов А.И., Билан В.И., Григорьев А.Н., Попович В.В. Методика и частные результаты исследования качества поиска ключевых точек по материалам оптико-электронной аэросъемки // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2020. Т. 20. № 5. С. 649–660. doi: 10.17586/2226-1494-2020-20-5-649-660
17. Pratt W.K. Digital Image Processing: PIKS Scientific Inside. Wiley, 2010. 812 p.
18. Canny J. A computational approach to edge detection // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1986. V. PAMI-8. N 6. P. 679–698. doi: 10.1109/TPAMI.1986.4767851
19. Lowe D.G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints // International Journal of Computer Vision. 2004. V. 60. N 2. P. 91–110. doi: 10.1023/b:visi.0000029664.99615.94
20. Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection // Proc. of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). 2005. V. 1. P. 886–893. doi: 10.1109/CVPR.2005.177
21. Russakovsky O., Deng J., Su H., Krause J., Satheesh S., Ma S., et al. ImageNet large scale visual recognition challenge // International Journal of Computer Vision. 2015. V. 115. N 3. P. 211–252. doi: 10.1007/s11263-015-0816-y
22. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning // Nature. 2015. V. 521. N 7553. P. 436–444. doi: 10.1038/nature14539
23. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep residual learning for image recognition // Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016. P. 770–778. doi: 10.1109/CVPR.2016.90

References

1. Molchanov A.S., Kolomoets V.A. *Digital Portraits of Typical Aerial Reconnaissance Targets*. Moscow, Pero Publ., 2025. 194 p. (in Russian)
2. Richards J.A. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer, 2013, 494 p. doi: 10.1007/978-3-642-30062-2
3. Gonzalez R.C., Woods R.E. *Digital Image Processing*. Pearson, 2018, 1168 p.
4. Leachtenauer J.C., Malila W., Irvine J., Colburn L., Salvaggio N. General image-quality equation: GIQE. *Applied Optics*, 1997, vol. 36, no. 32, pp. 8322–8328. doi: 10.1364/AO.36.008322
5. Vollmerhausen R.H., Reago D.A., Driggers R.G. *Analysis and Evaluation of Sampled Imaging Systems*. SPIE Press, 2010, 304 p.
6. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, vol. 9, no. 1, pp. 62–66. doi: 10.1109/TSMC.1979.4310076
7. Cheng G., Han J. A survey on object detection in optical remote sensing images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, vol. 117, pp. 11–28. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2016.03.014
8. Molchanov A.S. The technique of the recalculation of the linear ground resolution for optoelectronic systems using dashed test objects with decreased contrast. Izvestia Vuzov. *Geodesy and Aerophotosurveying*, 2023, vol. 67, no. 3, pp. 51–61. (in Russian). doi: 10.30533/GiA-2023-023
9. Blaschke T. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, vol. 65, no. 1, pp. 2–16. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004
10. Fukunaga K. *Introduction to Statistical Pattern Recognition*. Elsevier Science, 1990, 592 p.
11. Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G. *Pattern Classification*. Wiley, 2001, 654 p.
12. Molchanov A., Kolomoets V., Polubekhin A., Korchak V. A neural-digital approach to the functioning of an intelligent system for analyzing and processing test materials in determining the technical and tactical performance of air surveillance systems. *Artificial intelligence. Theory and practice*, 2025, no. 4 (12), pp. 81–86. (in Russian)
13. Zhu X.X., Tuia D., Mou L., Xia G.-S., Zhang L., Xu F., Fraundorfer F. Deep learning in remote sensing: a comprehensive review and list of resources. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2017, vol. 5, no. 4, pp. 8–36. doi: 10.1109/mgrs.2017.2762307
14. Jia W., Wang W., Zhang Z. From simple digital twin to complex digital twin Part I: A novel modeling method for multi-scale and multi-scenario digital twin. *Advanced Engineering Informatics*, 2022, vol. 53, pp. 101706. doi: 10.1016/j.aei.2022.101706
15. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 2017, vol. 60, no. 6, pp. 84–90. doi: 10.1145/3065386
16. Altukhov A.I., Bilan V.I., Grigor'ev A.N., Popovich V.V. Search quality methodology and particular findings for key points based on materials of optical-electronic aerial survey. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2020, vol. 20, no. 5, pp. 649–660. (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2020-20-5-649-660
17. Pratt W.K. *Digital Image Processing: PIKS Scientific Inside*. Wiley, 2010, 812 p.
18. Canny J. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679–698. doi: 10.1109/TPAMI.1986.4767851
19. Lowe D.G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004, vol. 60, no. 2, pp. 91–110. doi: 10.1023/b:visi.0000029664.99615.94
20. Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection. *Proc. of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, 2005, vol. 1, pp. 886–893. doi: 10.1109/CVPR.2005.177
21. Russakovsky O., Deng J., Su H., Krause J., Satheesh S., Ma S., et al. ImageNet large scale visual recognition challenge. *International Journal of Computer Vision*, 2015, vol. 115, no. 3, pp. 211–252. doi: 10.1007/s11263-015-0816-y
22. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature*, 2015, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444. doi: 10.1038/nature14539
23. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep residual learning for image recognition. *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision*

24. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: unified, real-time object detection // Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016. P. 779–788. doi: 10.1109/CVPR.2016.91
25. Lin T.-Y., Dollár P., Girshick R., He K., Hariharan B., Belongie S. Feature pyramid networks for object detection // Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017. P. 936–944. doi: 10.1109/CVPR.2017.106
26. Ma L., Liu Y., Zhang X., Ye Y., Yin G., Johnson B.A. Deep learning in remote sensing applications: a meta-analysis and review // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2019. V. 152. P. 166–177. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2019.04.015

and Pattern Recognition, 2016, pp. 770–778. doi: 10.1109/CVPR.2016.90
24. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: unified, real-time object detection. *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016, pp. 779–788. doi: 10.1109/CVPR.2016.91
25. Lin T.-Y., Dollár P., Girshick R., He K., Hariharan B., Belongie S. Feature pyramid networks for object detection. *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017, pp. 936–944. doi: 10.1109/CVPR.2017.106
26. Ma L., Liu Y., Zhang X., Ye Y., Yin G., Johnson B.A. Deep learning in remote sensing applications: a meta-analysis and review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, vol. 152, pp. 166–177. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2019.04.015

Автор

Молчанов Андрей Сергеевич — доктор технических наук, доцент, начальник отдела, Государственный летно-испытательный центр им. В.П. Чкалова, Ахтубинск, 416500, Российская Федерация, SC 57216670534, https://orcid.org/0009-0007-6135-9008, andryoe@yandex.ru

Author

Andrey S. Molchanov — D.Sc., Associate Professor, Head of Department, State Flight Test Center named after V.P. Chkalova, Ahtubinsk, 416500, Russian Federation, SC 57216670534, https://orcid.org/0009-0007-6135-9008, andryoe@yandex.ru

Статья поступила в редакцию 05.07.2026
Одобрена после рецензирования 25.07.2026
Принята к печати 25.09.2026

Received 05.07.2026
Approved after reviewing 25.07.2026
Accepted 25.09.2026

Работа доступна по лицензии
Creative Commons
«Attribution-NonCommercial»