

УДК 520.32; 681.39

ОЦЕНКА ДИСТАНЦИИ ДО ТЕПЛОКОНТРАСТНЫХ ОБЪЕКТОВ ПАССИВНЫМИ СРЕДСТВАМИ СРЕДНЕГО ИНФРАКРАСНОГО ДИАПАЗОНА: ПОДХОД НА ОСНОВЕ МНОГОМЕРНОЙ РЕГРЕССИИ

© А. В. Кваснов

*Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр РАН,
199178, Санкт-Петербург, 14-я линия, 39
E-mail: kvasnov.a@ias.spb.su*

Рассмотрен подход по определению дистанции до теплоконтрастных объектов на основе данных, полученных с инфракрасной камеры средневолнового диапазона. Анализируется уравнение переноса излучения, и демонстрируется статистическая устойчивость теплового распределения цели в зависимости от дистанции до объекта и погодных условий. На основе совокупности выявленных признаков объекта предложена модель многомерной линейной регрессии, использующая обученную искусственную нейронную сеть и позволяющая предсказывать дистанцию до объекта. Проведено моделирование полученного подхода по известным экспериментальным данным, показавшим преимущество оцениваемой дистанции (менее $\Delta_D/D < 0,04$) в сравнении с прямым методом определения дальности ($\Delta_D/D > 0,82$). Даны направления дальнейших исследований и обоснована необходимость совершенствования признакового пространства для повышения точности подхода.

Ключевые слова: инфракрасный диапазон, тепловизионная камера, многослойный персептрон, регрессионный анализ, перенос излучения.

DOI: 10.15372/AUT20240605

EDN: IZOKSY

Введение. В настоящее время одним из перспективных направлений освещения обстановки является использование камер инфракрасного (ИК) диапазона, которые позволяют обнаруживать объекты в условиях плохой видимости и в ночное время суток [1, 2]. Последние исследования показали, что «прозрачность» атмосферы в ИК-диапазоне выше, чем в видимой части спектра, причём динамика изменений (отношение дальности обнаружения тепловизором к метеорологической дальности видимости) может достигать значений 3,64–0,84 [3, 4]. Проблема автоматического обнаружения объектов на ИК-изображениях является задачей компьютерного зрения, решение которой освещено в широком перечне работ [5–8]. Однако одним из принципиальных недостатков тепловизионных систем, осуществляющих пассивное (бесконтактное) обнаружение объекта, является отсутствие возможности измерения дистанции до него. Поскольку пассивным средствам, как правило, доступно определение угловых координат, измеренная дистанция является необходимым условием оценки местоположения объекта в евклидовом пространстве \mathbb{R}^3 :

$$\{D, \varphi, \theta\} \rightarrow \{x, y, z\} : \begin{cases} x = D \cos \theta \cdot \cos \varphi; \\ y = D \cos \theta \cdot \sin \varphi; \\ z = D \sin \theta, \end{cases} \quad (1)$$

где $\{D, \varphi, \theta\}$ — переменные дистанции D , азимута φ и угла места θ , определённые в сферической системе координат; $\{x, y, z\}$ — переменные продольной оси x , поперечной оси y и вертикальной оси z , заданные в декартовой системе координат.

Известны косвенные способы определения дистанции до обнаруженных объектов, включающие как оценку параметров пороговой температурной чувствительности [9] и

температурного разрешения, так и методы фотограмметрического анализа и монокулярного зрения [10, 11]. В диапазоне сантиметровых радиоволн существует подход, основанный на распознавании детектируемого объекта с дальнейшим использованием его тактико-технических характеристик для оценки местоположения [12, 13]. Однако подобные подходы малопродуктивны при оценке дальности из-за чрезвычайной чувствительности к различным атмосферным факторам и условиям измерений теплоконтрастных объектов.

Инфракрасный диапазон по своим физическим свойствам подразделяется на отражённый и тепловой [14]. Тепловой ИК-диапазон (0,9–15 мкм) обладает тем преимуществом, что излучаемые телами электромагнитные волны имеют интенсивность максимума, который зависит от температуры тела. Тем самым достигается возможность создания бесконтактного термографического изображения на основе обнаруживаемого излучения, определяющего перегретые или переохлаждённые места. Для формального описания подобного явления используется закон Планка [14]:

$$I_{\lambda}(T) = \frac{2hc^2}{\lambda^5} \frac{1}{\exp[h\nu/\lambda kT] - 1}, \quad (2)$$

где I — излучательная способность тела ($\text{Вт} \cdot \text{м}^{-3} \cdot \text{ср}^{-1}$); T — температура абсолютно чёрного тела; h — постоянная Планка; c — скорость света; k — постоянная Больцмана.

Если два объекта с одинаковой физической температурой имеют разную излучательную способность, то в ИК-диапазоне они могут выглядеть по-разному. Это свойство позволяет визуализировать на изображениях различные нагретые тела пропорционально интенсивности. Однако на свойства термографических изображений влияют условия распространения излучения, т. е. процессы поглощения, испускания и рассеяния в атмосфере. Если рассеяние игнорируется, то уравнение переноса излучения для плоскопараллельной атмосферы математически может быть записано как сумма интенсивностей излучения тела и поглощения в атмосфере [14]:

$$I_{\nu}(s) = I_{\nu}(s_0)e^{-\tau_{\nu}(s_0,s)} + \int_{s_0}^s j_{\nu}(s^*)e^{-\tau_{\nu}(s^*,s)} ds^*, \quad (3)$$

где $I_{\nu} = dE/d\nu \cdot da \cdot d\Omega \cdot dt$ — интенсивность потока электромагнитной энергии dE относительно начальной (s_0) или конечной (s) точек излучения, протекающего через элемент площади da , который расположен под телесным углом $d\Omega$ в интервале времени dt в частотном интервале $\nu-d\nu$; j_{ν} — коэффициент излучения объекта; $\tau_{\nu}(s_1, s_2) \stackrel{\text{def}}{=} \int_{s_1}^{s_2} \alpha_{\nu}(s) ds$ — оптическая глубина для объёмного коэффициента ослабления α_{ν} как функции рассматриваемых позиций s_1 и s_2 .

Таким образом, дальность наблюдаемого на ИК-изображении объекта может быть оценена как функция от конечного числа параметров, включающих тепловые свойства обнаруженного объекта, условия получения изображения и физические характеристики среды распространения [15]. Однако существенные флуктуации характеристик среды и тепловых свойств объекта вносят значительные погрешности в точность измерений. Следовательно, определение координат объекта прямым способом крайне затруднительно [12, 4]. Очевидно, что необходимы нетривиальные подходы к решению данной проблемы. Одним из возможных направлений является применение методов машинного обучения на основе так называемого «обучения с учителем» [16].

В машинном обучении класс задач, осуществляющих прогнозирование данных на основе известной совокупности признаков, относится к задачам многомерной регрессии. Преимущество предложенного подхода заключается в том, что на базе косвенных признаков,

выбираемых разработчиком, устанавливается неявная закономерность в определении нужного параметра: в данном случае дальности. При этом совокупность предложенных признаков может быть гораздо менее чувствительна к оценке параметра, чем переменные, используемые для аналитического решения уравнения (2). Это объясняется тем, что физический закон устанавливает закономерность между исследуемыми параметрами, но не проверяет корреляционную связь между ними, существенно влияющую на применимость закона.

В данной статье рассматривается проблема оценки местоположения объектов ИК-средствами пассивного мониторинга с применением технологии многомерного регрессионного анализа. Цель работы — возможность построения прогностической модели по конечной совокупности семантических признаков, включающих тепловые свойства обнаруженного объекта, условия получения изображения и физические свойства среды распространения.

Математическая постановка задачи. Модель линейной регрессии предполагает взаимосвязь между зависимой переменной — оценкой дальности до объекта — и независимых переменных — косвенных признаков, по которым «восстанавливается» информация об обнаруженном объекте. При этом в случае линейной регрессии все признаки системы равнозначны друг другу, а регрессионная модель должна решать задачу обучения по выбранному алгоритму [17].

Пусть для k независимых переменных x_1, \dots, x_k их среднее значение $\mu[\mathbf{Y}|x_1, \dots, x_k]$ задаётся моделью множественной линейной регрессии

$$\mu[\mathbf{Y} | x_1, \dots, x_k] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k, \quad (4)$$

где $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ — коэффициенты регрессии.

Тогда для указанной модели необходимо найти такое общее решение в виде

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}^\top \cdot \boldsymbol{\beta} + \mathbf{E}, \quad (5)$$

где

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{n1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{n2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{1k} & x_{2k} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}, \quad \mathbf{E} = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix},$$

которое бы обеспечило на выходе минимизацию функции \mathbf{E} для определённого класса входных значений:

$$F\{X_{kn} \rightarrow \mathbf{Y}_n\} : \mathbf{E} \rightarrow \min. \quad (6)$$

Минимизация \mathbf{E} может быть построена на основе различных методов (градиентный спуск, метод Левенберга — Марквардта, байесовская регуляризация и т. д.). В простейшем случае поиск локальных максимумов в пространстве признаков X_{kn} осуществляется согласно методу наименьших квадратов, когда необходимо минимизировать квадратичную форму вида

$$\mathbf{E} = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}^\top \cdot \boldsymbol{\beta})^\top (\mathbf{Y} - \mathbf{X}^\top \cdot \boldsymbol{\beta}).$$

Как и в случае с одной независимой переменной, модель множественной линейной регрессии часто может быть адекватным представлением более сложной полиномиальной структуры в определённом классе независимых переменных.

Таблица 1
Характеристики тепловизионной камеры

Параметр	Величина
Разрешение, пиксели	640 × 512
Спектральный диапазон, мкм	3,7–4,8 (MWIR)
Размеры пикселя, мкм	15 × 15
Температурное разрешение, мК	<17

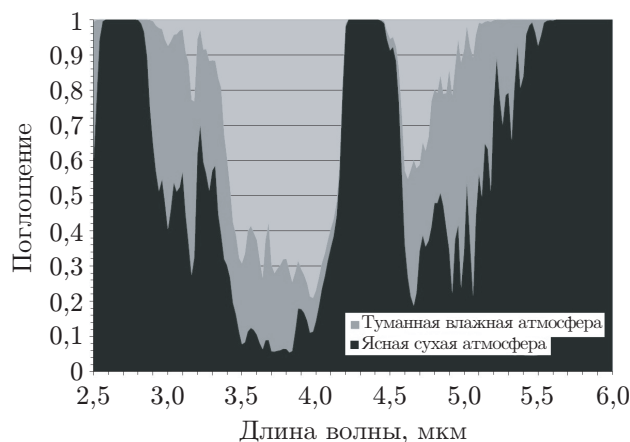


Рис. 1. График атмосферного поглощения в спектральной области MWIR для двух атмосферных условий

Оценка переноса ИК-излучения MWIR-диапазона. Основным недостатком современных ИК-камер является то, что они имеют относительно меньшее разрешение, чем RGB-камеры. Для совершенствования разрешения и достижения соизмеримого качества в последнее время применяются свёрточные нейронные сети [18]. Помимо этого, на потенциальную точность обнаружения объектов могут влиять как технические характеристики ИК-камер, не позволяющие получать необходимого разрешения, так и погодные условия, влияющие на перенос электромагнитного излучения в атмосфере [5]. Последний фактор может существенно увеличить потери излучения. В данной работе был использован ИК-датчик GSTIR модели C615M-5MT-RS046 с активной системой охлаждения по методу Стирлинга (табл. 1).

Спектральный диапазон MWIR характеризуется сочетанием пониженного влияния солнечного излучения и одновременно низкого теплового излучения объекта. В ряде работ [19, 20] отмечается, что MWIR-диапазон требует анализа взаимозависимых процессов: компенсации воздействия атмосферы и исследования температурного коэффициента излучения поверхности. В первом случае требуется рассчитать коэффициент поглощения атмосферы $k(\nu)$ (газы, аэрозоли и разрежённые облака) с учётом погодных условий (рис. 1).

Для анализа ослабления параллельного монохроматического пучка ИК-излучения в поглощающей среде — атмосфере — возьмём частный случай, описываемый первым слагаемым из выражения (3). Это закон Бугера — Ламберта — Бера:

$$I_\nu(s) = I_\nu(s_0)e^{-\tau_\nu},$$

где $\tau_\nu = (s-s_0)k(\nu)$, а $k(\nu)$ — коэффициент поглощения атмосферы [2]. Из этого выражения можно установить дальность D :

$$D = s - s_0 = \frac{1}{k(\nu)} \ln \left[\frac{I_\nu(s_0)}{I_\nu(s)} \right]. \quad (7)$$

Прямое применение этой формулы на практике даёт весьма некорректный результат, поскольку не принимает во внимание многие факторы в условиях естественного освещения. Предположим, что учитываются следующие условия: $I_\nu(s_0) = I(s_0)$: $\nu = \text{const}$ и $I_\nu(s) = I(s)$: $\nu = \text{const}$. Тогда анализ точности измерений возможен на основе оценки систематической погрешности по выражению

$$\Delta_D = \sqrt{\left(\frac{\partial D}{\partial I_0} \Delta I_0\right)^2 + \left(\frac{\partial D}{\partial I} \Delta I\right)^2 + \left(\frac{\partial D}{\partial k} \Delta k\right)^2}, \quad (8)$$

где ΔI_0 и ΔI — отклонения интенсивностей потока излучения от излучающего источника и приёмного детектора соответственно.

Подставляя в выражение (8) необходимые значения и приняв во внимание, что для MWIR-диапазона $\ln^2[I_\nu(s_0)/I_\nu(s)] \approx 1$ [19], получим выражение для расчёта погрешности измерений дальности в условиях изменяющегося поглощения в атмосфере

$$\Delta_D = \frac{1}{k} \sqrt{\frac{(\Delta I_0)^2}{I_0^2} + \frac{(\Delta I)^2}{I^2} + (\Delta k)^2}. \quad (9)$$

Анализ выражения (9) показывает, что даже при отклонении измерений интенсивностей $\Delta I_0/I_0$ и $\Delta I/I$ не более чем на 5 % (для выбранного диапазона частот по табл. 1 и рис. 1) величина $\Delta_D/D > 0,82$. Стоит учесть, что полученные теоретические расчёты дальности являются крайне оптимистическими, поскольку в условиях турбулентности атмосферы значение $\Delta_D/D > 0,82$ может отличаться на несколько порядков. Кроме того, в практических расчётах требуется находить траекторию излучения (рефракцию), что также приводит к существенным погрешностям [20].

Анализ распределения интенсивности излучения теплоконтрастного объекта. Как известно, для электромагнитных волн излучения среднего ИК-диапазона (от 3 до 5 мкм) характерно наличие спектральных окон с низким коэффициентом поглощения атмосферы вблизи поверхности Земли. Характеристика излучающего ИК-объекта в основном зависит от распределения температуры по поверхности тела. В этом случае для минимально возможного разрешения по телесному углу Ω поля зрения формула Планка (2) будет записана в следующем виде:

$$\mathcal{J}_\Omega(T, \lambda) = \int_{\lambda} \int_T \frac{2hc^2}{\lambda^5} \frac{dT d\lambda}{\exp[h\nu/\lambda kT] - 1}, \quad (10)$$

где $\mathcal{J}_\Omega(T, \lambda)$ задаёт интегральную характеристику интенсивности излучения для непрерывных переменных температуры T и длины волны λ , полученного от теплоконтрастного объекта в пределах телесного угла Ω .

Излучение, получаемое детектором-приёмником камеры, может быть интерпретировано как конечное число пикселей различной интенсивности, соответствующих некоторой совокупности телесных углов $\Omega \in \mathbb{N}$. Для того чтобы оценить излучаемую интенсивность объекта в пределах всего поля зрения, где он расположен, необходимо просуммировать $\mathcal{J}_\Omega(T, \lambda)$ по конечному числу разрешений телесного угла $\{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_k, \dots\}$:

$$\mathcal{J}_\Omega = \sum_{k \in \mathbb{N}} \mathcal{J}_{\lambda, T}(\Omega_k). \quad (11)$$

Построение аналитической модели по (10) и (11) является нетривиальной задачей прежде всего из-за значительных флуктуаций T и λ . В работе [21] предложен подход для подобного класса задач по созданию конечно-элементной аналитической модели, для которой рассчитывается распределение температуры, а затем строится серое ИК-изображение на основе радиальной яркости. Разрешение интенсивности излучения может быть найдено в виде

$$r = \frac{\Phi_{\max} - \Phi_{\min}}{G_2 - G_1}, \quad (12)$$

где Φ_{\max} и Φ_{\min} — максимум и минимум значений интенсивности, G_2 и G_1 — верхнее и нижнее значения шкалы в градации серых оттенков соответственно.

Уровень серых оттенков каждого пикселя изображения соответствует яркости ИК-излучения той точки сцены, в поле зрения которой она отражается. Чем выше разрешение, тем качественнее оценивается тепловой портрет обнаруживаемого объекта. Получаемое ИК-изображение нагретого тела может быть оценено на основе центральных моментов случайной величины [22]:

1) математического ожидания количества пикселей, соответствующих конечному числу разрешений по телесному углу, в котором наблюдается объект:

$$\mathcal{M} = \sum_k x_k p_k, \quad (13)$$

2) дисперсии интенсивности пикселей (контрастность объекта в пределах телесного угла, в котором он наблюдается):

$$\mathcal{D} = \sum_k p_k (x_k - \mathcal{M})^2. \quad (14)$$

В выражениях (13) и (14) $X: \{x_k = \mathcal{J}_\Omega \times r, r \in \mathbb{Q}^+\}$ — оценка нормированной интенсивности излучения $\mathcal{J}_\Omega \times r$, которая приходится на область телесного угла Ω_k ; $p_k = P(X = x_k)$ — плотность распределения вероятностей того, что случайная величина нормированной интенсивности X примет значение x_k .

Экспериментальные исследования в MWIR-диапазоне произведены для объектов транспортных средств в условиях изменяющейся видимости для различных ракурсов. Дальность дистанции до объектов колебалась в приблизительном диапазоне 3000–6500 м (рис. 2).

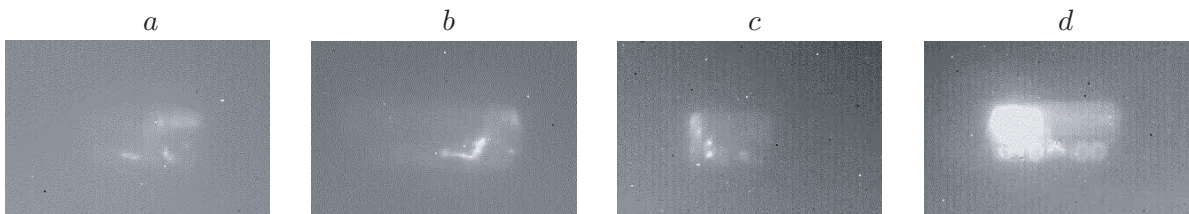


Рис. 2. Тепловизионные изображения грузовика: a — ракурс $\sim 355^\circ$, $D = 3567$ м, пасмурно, плохая видимость; b — ракурс $\sim 285^\circ$, $D = 3662$ м, пасмурно, плохая видимость; c — ракурс $\sim 135^\circ$, $D = 3129$ м, облачно, средняя видимость; d — ракурс $\sim 75^\circ$, $D = 3676$ м, облачно, средняя видимость

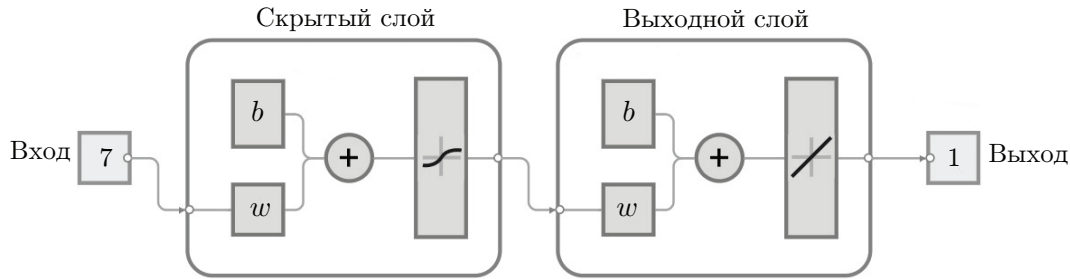


Рис. 3. Структурная схема многослойного персептрона, использующая метод Левенберга — Марквардта и реализующая аппроксимирующую модель линейной регрессии

При различных ракурсах транспортного средства отчётливо прослеживались контрастные пятна, соответствующие его разогретым частям, где $\mathcal{J}_{\Omega}(T, \lambda) \rightarrow \max$. При этом в пасмурную погоду заметно снижение видимости объекта, а следовательно, и количественных характеристик $\mathcal{M}(x_k)$ и $\mathcal{D}(x_k)$. Это объясняется наличием полосы поглощения H_2O в диапазоне 3–4 мкм [22] (см. рис. 1).

Выбор признакового пространства и реализация подхода. Прямое решение уравнения переноса излучения (3) относительно переменной D даёт высокую погрешность измерений. Альтернативный вариант — это построение регрессионной модели согласно выражению (4) с дальнейшей минимизацией квадратичной функции \mathbf{E} (6) на основе известной обучающей выборки. При этом наибольшими трудностями представляются:

- корректный выбор признаков, которые обеспечивают независимую оценку исследуемого параметра (в данном случае дальности);
- валидная обучающая выборка, отражающая наиболее разнообразные поведенческие сценарии разрабатываемой модели.

В последнем случае использована выборка, которая состояла из пары «наблюдение — ответ»: наблюдение включает вектор признаков $X_k = [x_1, \dots, x_7]^T$, $X_k \in \mathbb{N}$, ответом является конечное число $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}$. Объём выборки составлял 160 наблюдений для исходного множества $X_k^n \times \mathbf{Y}^n$: $\{(X_{1,\dots,7}^1, y^1), \dots, (X_{1,\dots,7}^{160}, y^{160})\}$, где в качестве объектов наблюдения использовались следующие классы: автомобиль-фургон Газель, грузовик КамАЗ, тягач МАЗ. Представленные транспортные средства фиксировались тепловизором случайным образом на различных расстояниях в диапазоне 3000–6500 м. При этом расстояние до объекта (ответ) было известной величиной, измеренной неоптическими средствами дистанционного зондирования.

В рамках исследования была построена искусственная нейронная сеть (ИНС), использующая аппроксимирующую модель многомерной линейной регрессии по выражению (4). Ввиду сравнительно малой обучающей выборки и конечного числа признаков, модель ИНС была сформирована по принципу многослойного персептрона и содержала один скрытый нелинейный и один линейный выходной слой (рис. 3).

В качестве признаков для формирования обучающей выборки были выбраны:

- признаки 1, 2: морфологические особенности портрета в ИК-диапазоне, т. е. математическое ожидание по теплоконтрастным пикселям цели $X_1 \sim \mathcal{M}$, дисперсия теплоконтрастных пикселей цели $X_2 \sim \mathcal{D}$;
- признак 3: класс объекта $X_3 \sim \mathcal{R} \in \{\text{Газель, КамАЗ, МАЗ}\}$ (задаётся автоматизированным способом, т. е. оператором);
- признак 4: ракурс объекта $X_3 \sim \mathcal{K}$ (задаётся в ручном режиме, кратном величине 15°);

— признаки 5, 6: погодные условия для двух режимов $X_3 \sim \mathcal{K}$ {температура; влажность};

— признак 7: фокусное расстояние камеры (доступно для используемой камеры).

Отметим две особенности предлагаемого подхода. Во-первых, это автоматическое извлечение признаков по теплоконтрастным пикселям обнаруживаемого объекта (см. рис. 1). Во-вторых, ряд признаков вводится на основе субъективной оценки оператора, наблюдающего движущийся (неподвижный) объект на мониторе тепловизионной камеры. Тело алгоритма приведено ниже.

Выбор признаков сопровождался рядом допущений относительно их валидности:

1) теплоконтрастный портрет объекта выбран на основе растрового изображения с глубиной 8 бит в градациях серого цвета с теплочувствительностью камеры не менее 17 мК;

2) для объектов исследования рассматривалось конечное число ракурсов с величиной, кратной 15° ;

3) допускалось конечное число различных сценариев погодных условий (ясно, облачно, пасмурно) с фиксацией температуры и влажности.

Оценка полученных результатов. На основе использованной архитектуры ИНС и выбранных признаков с рядом допущений была оценена линейная зависимость $y(X)$: $\{y \in \mathbb{R}^1, X \in \mathbb{R}^7\}$. С точки зрения прогностической модели необходимо ввести соответствующий критерий эффективности, в качестве которого выбран коэффициент детерминации $R^2 = 1 - D[y | X]/D[y]$, включавший $D[y]$ — дисперсию случайной величины y и $D[y | X]$ — дисперсию зависимой переменной при условии известных факторов X (рис. 4).

Алгоритм

Оценка дистанции до объекта на основе многомерной регрессии

Вход:

$I_{IR}\{m \times n \times k\}$ — массив данных по объекту ИК-изображения

Выход:

$y \in \mathbb{R}^1$ — прогнозируемое значение дистанции до объекта

- 1: **создать** обученную модель ИНС $\text{Method} = \text{NN}$
- 2: **выбрать** подход к оценке признака из $\text{String} = \{\text{автоматический}, \text{ручной}\}$
- 3: **если** $\text{String} = \{\text{автоматический}\}$,
тогда
 - 4: **вычислить** первый признак $X_1: I_{IR} \rightarrow \mathcal{M}$ согласно выражению (13)
 - 5: **вычислить** второй признак $X_2: I_{IR} \rightarrow \mathcal{D}$ согласно выражению (14)
 - 6: **вычислить** погодные условия $X_{5,6} = \{\text{температура } t, \text{ влажность } \Phi\}$
 - 7: **вычислить** фокусное расстояние $X_7 = F$,
- иначе** $\text{String} = \{\text{ручной}\}$
- 8: **выбрать** класс объекта из $k = 1, \dots, n$ классов (в ручном режиме):
случай $X_3 \sim \mathcal{R} = \{\text{класс } 1\}$,
случай $X_3 \sim \mathcal{R} = \{\text{класс } n\}$,
конец $X_3 \sim \mathcal{R} = \{\text{класс } k\} \forall k \in \mathbb{N}$
- 9: **выбрать** ракурс объекта из $k = 1, \dots, 24$ ракурсов с шагом 15° :
случай $X_4 \sim \mathcal{K} = \{\text{ракурс } 0^\circ\}$,
случай $X_4 \sim \mathcal{K} = \{\text{ракурс } 360^\circ\}$,
конец $X_4 \sim \mathcal{K} = \{\text{ракурс } k\}$
- конец, если**
- 10: **создать** массив признаков $X = [\mathcal{M} \ \mathcal{D} \ \mathcal{R} \ \mathcal{K} \ t \ \Phi \ F]^\top$
- 11: **вычислить** прогнозируемое значение $y = \text{NN}[X] \forall y \in \mathbb{R}^1, X \in \mathbb{R}^7$

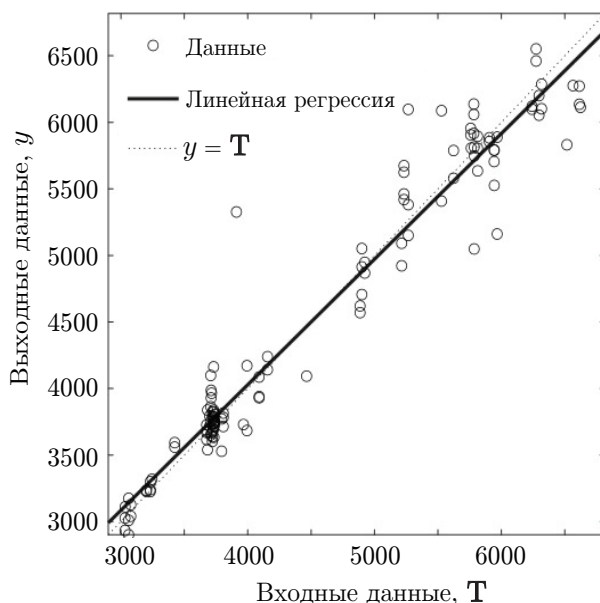


Рис. 4. Модель линейной регрессии, описывающей оценку дистанции до цели: по горизонтальной оси расположены экспериментальные данные (T), по вертикальной — теоретические данные (y), полученные в результате применения модели линейной многомерной регрессии (4)

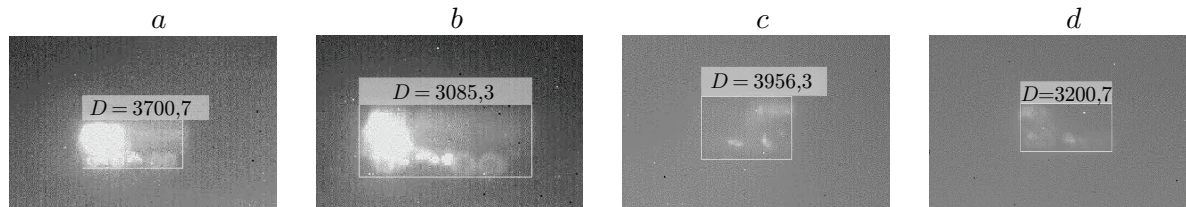


Рис. 5. Оценка дальности до грузовика на основе линейной регрессии при известной дистанции: a — 3676 м в условиях падающего снега; b — 3033 м в условиях падающего снега; c — 4144 м в условиях тумана; d — 3078 м в условиях тумана

Коэффициент детерминации относительно теоретической прямой показывает необъяснённую дисперсию $D[y | X]$ в дисперсии зависимой переменной $D[y]$. Сам коэффициент достигает величины $R = 0,97184$ для выбранной теоретической модели линейной регрессии, описываемой выражением

$$Y \simeq (0,94) \times T + 250. \quad (15)$$

Уравнение (14) описывает ту прогностическую модель по факторам-признакам $X \in \mathbb{R}^7$ и соответствующую этим признакам измеренную дистанцию до объекта $T \in \mathbb{N}^{\{160 \times 1\}}$, которая имеет наименьшее расхождение с теоретической моделью прогноза y . Результаты обученной модели на тестовой выборке для различных погодных условий, ракурсов и оцениваемых дистанций могут быть применены в системах визуального контроля, где может выдаваться информация о дистанции до объекта (рис. 5).

С одной стороны, полученные результаты линейной регрессии вполне убедительны в относительных единицах измерения, поскольку расхождения между экспериментальными и теоретическими данными (в этом частном случае) не превышают 0,6 (рис. 5, a),

1,7 (рис. 5, *b*), 4,5 (рис. 5, *c*) и 3,9 % (рис. 5, *d*). С другой стороны, приведённые абсолютные значения не позволяют утверждать, что подход применим для точного позиционирования объекта и требует методов дальнейшего совершенствования. Результаты визуального контроля могут быть пересмотрены с учётом уравнения (1) и представлены в виде географической системы координат.

Обсуждения и дискуссии. Проанализируем возможные направления по усовершенствованию предложенного подхода. Очевидно, что повышение точности требует как дополнительных робастных признаков, включённых в предлагаемую искусственную нейронную сеть, так и корректной оценки теплоизлучения рассматриваемого объекта.

Свойства теплового излучения (выражения (11) и (12)) указывают, что в пределах конечного числа разрешений по телесному углу объект определяется интенсивностью излучения $\mathcal{J}_\Omega(T, \lambda)$ [23]. При этом перенос излучения добавляет погрешности в оценке излучаемой и принимаемой интенсивности. Это влечёт за собой некорректную оценку дистанции до объекта $\Delta_D/D > 0,82$ (уравнение (9)). В этом смысле результаты, полученные на основе ИНС, выглядят убедительными:

$$\left(\frac{\Delta_D}{D} = 0,82\right)_{\text{теор}} \gg \left(\frac{\Delta_D}{D} := \begin{Bmatrix} 0,006 \\ 0,017 \\ 0,045 \\ 0,039 \end{Bmatrix}\right)_{\text{эксп}}. \quad (16)$$

Для теоретической модели величина Δ_D оценена аналитически по выражению (9). Для экспериментальных данных расхождение $\Delta_D = |y - T|$ согласно уравнению (15).

Подобная эффективность объясняется тем, что оценка дистанции происходит на основе независимых признаков, прямо не влияющих на распределение интенсивности излучения согласно уравнению (3). Тем не менее проблема применения технологии обучения ИНС, использующая многомерную регрессию, остаётся открытой. Во-первых, сама модель обучения может быть выбрана на основе полиномиальной регрессии

$$\mu[\mathbf{Y} \mid x_1, \dots, x_7] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2^2 + \dots + \beta_k x_7^7.$$

В рассмотренном случае применение этого подхода может минимально повысить эффективность, поскольку коэффициент детерминации квазиоптимален $R \simeq 0,97$. Во-вторых, значительный вклад в повышение точности может обеспечить корректный выбор признаков. Для этих целей проведён анализ устойчивости и значимости признаков на основе метода главных компонент (ГК).

Исходная редуцированная обучающая выборка $X_m \subset \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ преобразована в ортогональный базис $V_m \subset \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$, где оси координат совпадают с максимальными значениями дисперсий в порядке их убывания $\lambda_{\max} \dots \lambda_{\min}$. Каждая компонента априорных данных $X_{kn} \times \mathbf{Y}_n : \{(x_{1,1}, \dots, x_{7,1}, y_1), \dots, (x_{1,160}, \dots, x_{7,160}, y_{160})\}$ определяет значимость независимой переменной при прогнозировании результата обучения ИНС (табл. 2).

Таблица 2

Первые пять ГК обучающей выборки,
полученные по методу PCA (principal component analysis)

Компонента	Дисперсия, λ	Вклад компоненты, δ (%)
Первая ГК	1,8155	25,9352
Вторая ГК	1,4801	21,1440
Третья ГК	1,2295	17,5639
Четвёртая ГК	1,1206	16,0090
Пятая ГК	0,6905	9,8648

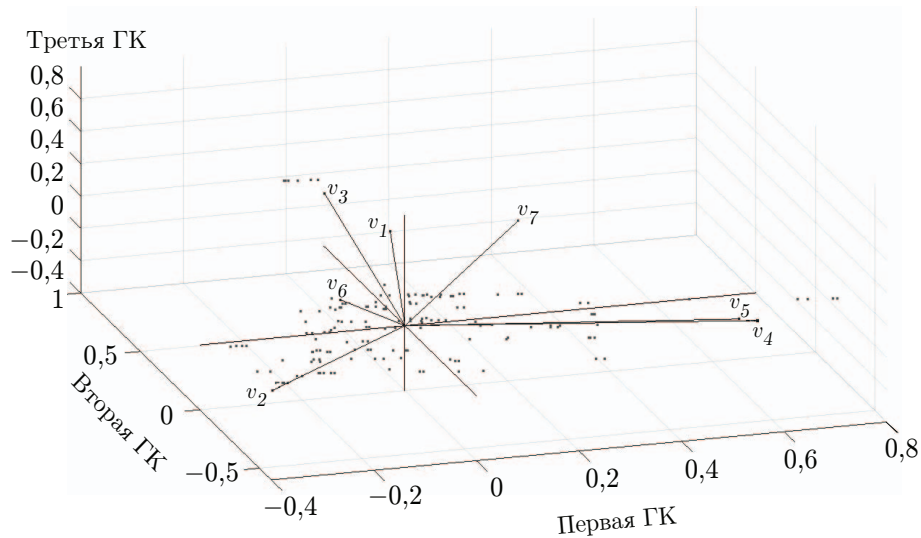


Рис. 6. Оценка первой, второй и третьей ГК обучающей выборки: v_1 — класс объекта; v_2 — ракурс объекта; v_3 — фокусное расстояние камеры; v_4, v_5 — математическое ожидание и дисперсия по теплоконтрастным пикселям соответственно; v_6, v_7 — температура и влажность окружающей среды соответственно

Вклад первых трёх главных компонент (из семи возможных) составляет $\sum_{1,...,3}(\delta) \succ 65\%$, для первых пяти компонент — более $\sum_{1,...,5}(\delta) \succ 90\%$. В условиях достаточной эффективности полученных данных их оценку целесообразно представить в проекциях трёх главных компонент (рис. 6).

Разложение обучающих данных на собственные векторы показывает, что ряд признаков образует группы, которые наиболее независимы между собой из общего множества $\mathbf{V} = [v_1, \dots, v_7]^T$. Наиболее коррелированными являются векторы v_4 и v_5 . Отсюда соответствующие им признаки математического ожидания и дисперсии могут рассматриваться совместно. Влияние каждого из этих признаков на регрессионную модель существенно, и, как следствие, для оценки дистанции эту группу признаков необходимо принимать во внимание.

Заключение. В представленной работе исследована проблема оценки дистанции до обнаруживаемых объектов на изображениях, полученных в среднем ИК-диапазоне. Решение основано на извлечении признаков, включающих как интенсивность теплового излучения объекта и погодных условий, влияющих на перенос этого излучения, так и характер объекта излучения: его класс, ракурс относительно средства мониторинга и т. д.

На базе исследованных признаков объекта и по известным экспериментальным данным, включающим группы наблюдений «множество признаков — дистанция до объекта», осуществлено обучение искусственной нейронной сети, использующей архитектуру многослойного персептрона. Целевая задача обучения ИНС — прогнозирование расстояния — решалась на основе методики аппроксимирующей линейной регрессии. В результате анализа установлено, что отношение точности измеренного расстояния к дистанции до объекта ($\Delta_D/D < 0,04$) намного ниже соответствующего показателя в случае прямого пересчёта дистанции по уравнению переноса излучения ($\Delta_D/D > 0,82$).

Повышение точности в оценке дистанции до объектов может быть достигнуто как за счёт увеличения признакового пространства исследуемых объектов, включающего более глубокий анализ интенсивности и переноса излучения по маршруту «объект — наблюдатель», так и применением более сложных моделей многомерной регрессии при обучении ИНС на прогнозирование дистанции.

Финансирование. Исследование выполнено в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования РФ (№ FFZF-2022-0005).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Kuenzer C., Dech S.** Thermal Infrared Remote Sensing: Sensors, Methods, Applications / Eds. by C. Kuenzer, S. Dech // Remote Sensing and Digital Image Processing. Vol. 17. Dordrecht: Springer, 2013. 537 p.
2. **Wilson A. N., Gupta K. A., Koduru B. H. et al.** Recent Advances in Thermal Imaging and its Applications Using Machine Learning: A Review // IEEE Sensors Journ. 2023. **23**, Iss. 4. P. 3395–3407.
3. **Тымкул В. М., Тымкул Л. В., Лаптев Е. В. и др.** Дальность действия тепловизионных систем. Ч. II. Алгоритм, исходные данные и результаты расчётов // Автометрия. 2015. **51**, № 2. С. 49–53.
4. **Тымкул В. М., Тымкул Л. В., Фесько Ю. А., Поликанин А. Н.** Дальность действия тепловизионных систем. Ч. I. Методика расчёта // Автометрия. 2014. **50**, № 4. С. 96–101.
5. **Kvasnov A. V.** Multiclass Recognition of Marine Vessels Based on Polarization Decomposition of SAR Images // Proc. of the 25th Int. Conf. on Digital Signal Processing and its Applications (DSPA). Moscow, Russia, 29–31 March, 2023.
6. **Kvasnov A. V.** Method of Classification of Fixed Ground Objects by Radar Images with the Use of Artificial Neural Networks / Eds. by D. G. Arseniev, L. Overmeyer, H. Kälviäinen, B. Katalinić // Cyber-Physical Systems and Control. Vol. 95. Lecture Notes in Networks and Systems. Cham: Springer, 2020. P. 608–616.
7. **Liu R., Liu E., Yang J. et al.** Point target detection of infrared images with eigentargets // Opt. Eng. 2007. **46**, Iss. 11. 110502. DOI: 10.1117/1.2802301.
8. **Chen H.-W., Gross N., Kapadia R. et al.** Advanced Automatic Target Recognition (ATR) with Infrared (IR) Sensors // Proc. of the IEEE Aerospace Conf. (50100). Big Sky, USA, 6–13 March, 2021. P. 1–13.
9. **Новиков С. Н., Поликанин А. Н.** Методика расчёта дальности действия тепловизора на основе объединённых параметров температурной чувствительности и разрешения // Тр. учеб. заведений связи. 2019. **5**, № 4. С. 6–14.
10. **Кваснов А. В.** Точность определения координат надводной поверхности на основе фотограмметрических измерений снимка с наклонной проекцией // Сенсорные системы. 2022. **36**, № 3. С. 262–274.
11. **Jiafa M., Wei H., Weiguo S.** Target distance measurement method using monocular vision // IET Image Processing. 2020. **14**, Iss. 13. P. 3181–3187.
12. **Кваснов А. В.** Определение дальности до источника радиоизлучения по энергopotенциалу принимаемого сигнала // Датчики и системы. 2020. № 1. С. 29–34.
13. **Kvasnov A. V.** Polarization Mismatch in Terms of Rough Surface Using Radar Backscattering // Proc. of the IEEE 12th Int. Conf. Communication Systems and Network Technologies (CSNT). Bhopal, India, 8–9 April, 2023. P. 80–85.
14. **Visconti G.** Fundamentals of Physics and Chemistry of the Atmospheres. 2nd Ed. Cham: Springer, 2016. 803 p.
15. **Naraniya O. P., Kumar S., Kumar A.** Scene simulation and modeling of InfraRed search and track sensor for air-borne long range point targets // Proc. of the 2nd Int. Conf. Range Technology (ICORT). Chandipur, India, 5–6 Aug., 2021.
16. **Davies E. R., Turk M. A.** Advanced Methods and Deep Learning in Computer Vision. London: Academic Press, 2021. 582 p.

17. **Кваснов А. В., Бараненко А. А., Бутырский Е. Ю., Зараник У. П.** О влиянии центральной тенденции на характер плотности распределения максимальной энтропии в машинном обучении // Вестн. Санкт-Петербургского ун-та. Сер. 10. Прикладная математика. Информатика. Процессы управления. 2023. **19**, вып. 2. С. 176–184.
18. **Choi Y., Kim N., Hwang S., Kweon I. S.** Thermal Image Enhancement using Convolutional Neural Network // Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems (IROS). Daejeon, South Korea, 9–14 Oct., 2016. P. 223–230.
19. **Griffin M., Burke H., Kerekes J.** Radiative transfer in the midwave infrared applicable to full spectrum atmospheric characterization // Proc. of the IEEE Int. Geosci. and Remote Sensing Symp. (IGARSS). Anchorage, USA, 20–24 Sept., 2004. Vol. 6. P. 4191–4194.
20. **Ji Y., Xu W., Li Y., Ma D.** Research on the measurement of mid-wavelength infrared average atmospheric characteristics // Proc. of the 2nd Int. Conf. on Measurement, Information and Control. Harbin, China, 16–18 Aug., 2013. Vol. 1. P. 115–118.
21. **Mu C., Han C., Zhang X., Wang J.** A New Approach for Estimating the Infrared Radiative and Simulation // Proc. of the Int. Conf. Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery. Beijing, China, 10–12 Oct., 2013. P. 233–236.
22. **Träger F.** Springer Handbook of Lasers and Optics. N. Y.: Springer, 2007. 1331 p.
23. **Kvasnov A. V., Nikitin N. A., Shkodyrev V. P.** Experience in Design of Artificial Neural Network for Object Detection on Monochromatic Images / Eds. by Y. S. Vasiliev, N. D. Pankratova, V. N. Volkova, O. D. Shipunova, N. N. Lyabakh // System Analysis in Engineering and Control. Vol. 442. Lecture Notes in Networks and Systems. Cham: Springer, 2022. P. 424–430.

Поступила в редакцию 03.06.2024

После доработки 12.09.2024

Принята к публикации 14.10.2024
