

УДК 658.512.2.

*Киреева Екатерина Сергеевна,
магистрант, кафедра информационных систем и технологий,
Поволжский государственный университет телекоммуникаций и
информатики.*

*Куляс Олег Леонидович,
кандидат технических наук, старший научный сотрудник,
Поволжский государственный университет телекоммуникаций и
информатики.*

НЕИНВАЗИВНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ СОБАК ПО РИСУНКУ НОСОВОГО ЗЕРКАЛА МЕТОДАМИ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

***Аннотация:** В статье рассматривается неинвазивная идентификация собак по рисунку носового зеркала как основа для формирования цифрового паспорта. Предложен прототип конвейера обработки: автоматическая локализация области носа нейросетевым детектором, нормализация контраста, подавление шумов и выделение текстуры с последующим сопоставлением с эталонной базой. Система реализована на языке Python с использованием библиотек компьютерного зрения и хранилища SQLite. Экспериментальная проверка на пользовательских фотографиях показывает устойчивую работу при типичных условиях съёмки и выявляет факторы, снижающие качество (смаз, блики, ракурс).*

***Ключевые слова:** компьютерное зрение, визуальная биометрия, носовое зеркало, цифровой паспорт, детекция области интереса, предобработка изображений, сопоставление шаблонов.*

*Kireeva Ekaterina Sergeevna,
Master's student, Department of Information Systems and Technologies,
Volga State University of Telecommunications and Informatics.*

*Kulias Oleg Leonidovich,
Candidate of Technical Sciences, Senior Researcher,
Volga State University of Telecommunications and Informatics.*

NON-INVASIVE IDENTIFICATION OF DOGS BASED ON THE NASAL MIRROR ATTERN USING COMPUTER VISION METHODS

The article discusses non-invasive identification of dogs based on the pattern of the nasal mirror as a basis for creating a digital passport. A prototype of a processing pipeline is proposed: automatic localization of the nose area using a neural network detector, contrast normalization, noise suppression, and texture extraction, followed by comparison with a reference database. The system is implemented in Python using computer vision libraries and an SQLite database. Experimental testing on user-generated photos demonstrates stable performance under typical shooting conditions and identifies factors that reduce the quality (such as blur, glare, and camera angle).

Key words: *computer vision, visual biometrics, nasal mirror, digital passport, region of interest detection, image preprocessing, template matching.*

Введение

Проблема достоверной идентификации домашних животных становится всё более актуальной в прикладных сценариях учёта и обслуживания: регистрация, поиск пропавших питомцев, ветеринарные процедуры, перевозка и передача права владения. Традиционные методы идентификации (клеймение, микрочипирование, биркование) требуют специального оборудования или вмешательства и не всегда удобны для массового использования. Поэтому

перспективным направлением является переход к цифровым паспортам, где описательные сведения дополняются биометрическим подтверждением личности животного.

В качестве биометрического признака для собак представляет интерес рисунок носового зеркала (ринария) — сложная текстура, формируемая бороздками и выступами кожи. Исследования показывают, что узор ринария обладает индивидуальностью и может использоваться как биометрическая метка, аналогичная отпечатку пальца, что подтверждается как методами классического сопоставления шаблонов, так и нейросетевыми подходами к извлечению признаков [7, с. 109; 6, с. 49141]. В обзорных работах по биометрической идентификации животных подчёркивается, что визуальные признаки (в том числе «мордные» и «носовые» паттерны) позволяют реализовать бесконтактные сценарии распознавания при условии достаточного качества входных изображений [8, с. 581].

Целью данной статьи является описание прототипа системы неинвазивной идентификации собак по изображению носового зеркала, реализованного в составе веб-платформы цифрового паспорта. В отличие от подходов, ориентированных только на обучение нейронной сети, предлагаемый прототип использует гибридный конвейер. Такой подход снижает требования к вычислительным ресурсам и позволяет прозрачно анализировать причины ошибок при изменении условий съёмки.

Материалы и методы

Общая схема решения включает четыре этапа: (1) получение исходного изображения и выделение области интереса (ROI) с носовым зеркалом; (2) предобработка ROI для нормализации контраста и подавления шумов; (3) формирование устойчивого текстурного представления (шаблона); (4) сопоставление шаблона с эталонами в базе и выдача решения пользователю. Для локализации ROI применён детектор объектов, обученный на изображениях

морды собак; подобная постановка задачи «детекция → кроп» широко используется в прикладных системах компьютерного зрения и позволяет устойчиво работать при вариативности фона и ракурса [4, с. 615; 5, с. 54].

Поскольку входные изображения формируются пользователями в различных условиях, этапы (2)–(3) направлены на снижение влияния освещённости, шумов и бликов. Для воспроизводимости в процессе обработки могут сохраняться промежуточные результаты (ROI, бинарная маска, итоговый шаблон), что облегчает настройку параметров и анализ ошибок.

В качестве механизма сопоставления в прототипе используется шаблонное сравнение на основе нормированной корреляции, реализованное в библиотеке OpenCV. Такой метод чувствителен к качеству текста и поэтому требует предварительного выделения информативной текстуры. В литературе по распознаванию «носовых» паттернов встречаются как классические методы с выделением дескрипторов и сопоставлением, так и современные подходы, основанные на сиамских нейросетях и метрическом обучении [6, с. 49141; 9, р. 1].

В настоящей работе рассматривается вариант прототипа, ориентированный на демонстрацию работоспособности полного конвейера и интеграцию с цифровым паспортом.

Пример детекции области носа и формирования ROI показан на рис. 1.

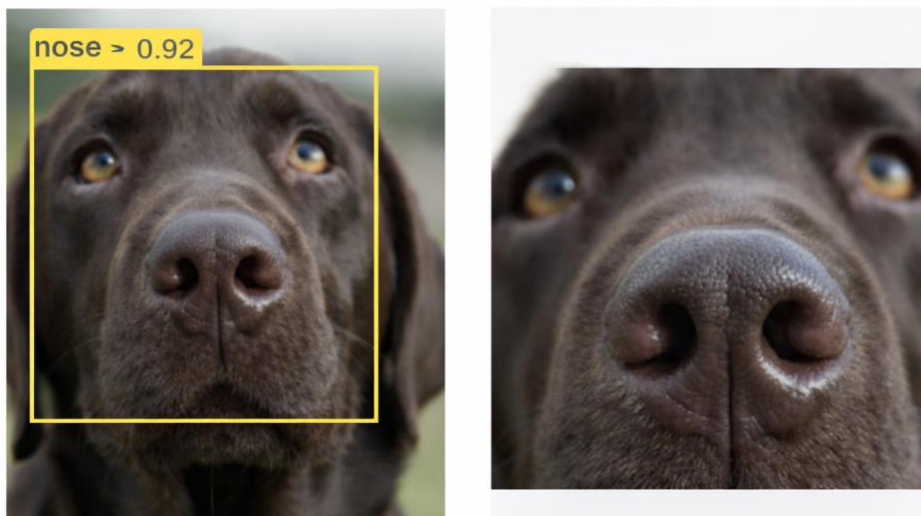


Рис. 1. Пример локализации области носового зеркала (ROI) и кропа изображения.

Алгоритм предобработки изображения носового зеркала

Предобработка направлена на то, чтобы сделать бороздчатый рисунок ринария более выраженным и снизить влияние освещения. Входом конвейера является кроп ROI, полученный на предыдущем этапе. Далее выполняются операции: перевод в оттенки серого, инверсия яркости, локальное усиление контраста методом адаптивной эквализации гистограммы, бинаризация и морфологическое подавление мелких шумов, построение маски по контурам и выделение области ринария. Финальная стадия ориентирована на усиление текстуры: повышение резкости, выделение границ операторами Лапласа и Шарра. Подобные этапы часто используются при работе с текстурными биометрическими паттернами и позволяют повысить различимость деталей при сопоставлении шаблонов [7, с. 109; 10, р. 2]. Для сравнения шаблонов используется мера нормированной корреляции.

Ниже приведён фрагмент реализации конвейера предобработки (Python):

```

import cv2
import numpy as np
from ultralytics import YOLO

def prepare_foto(path_image, path_save):
    # загрузка модели детекции носа (веса best.pt)
    model = YOLO('best.pt')
    result = model(path_image)

    # кроп области интереса по первому найденному bounding box
    for r in result:
        coords = r.bboxes.xyxy[0]
        cropped = r.orig_img[int(coords[1]):int(coords[3]), int(coords[0]):int(coords[2])]
        image = cropped[..., ::-1] # BGR -> RGB

    # переход в оттенки серого и инверсия
    image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    image = cv2.bitwise_not(image)

    # локальное усиление контраста (CLAHE)
    clahe = cv2.createCLAHE(clipLimit=2.0, tileGridSize=(8, 8))
    image = clahe.apply(image)

    # бинаризация и эрозия (подавление мелких шумов)
    _, thr = cv2.threshold(image, 50, 190, cv2.THRESH_BINARY)
    thr = cv2.erode(thr, np.ones((3, 3), np.uint8))

    # контуры и маска

```

```

contours, _ = cv2.findContours(thr, cv2.RETR_EXTERNAL,
cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
mask = np.zeros_like(image)
for contour in contours:
    cv2.drawContours(mask, [contour], -1, (255, 255, 255), -1)

# выделение носового зеркала
nose = cv2.bitwise_and(mask, image)

# усиление текстуры: резкость + Лаплас + Шарп
sharp = cv2.filter2D(nose, -1, np.array([[0, -1, 0], [-1, 5, -1], [0, -1, 0]]))
laplacian = cv2.Laplacian(sharp, ddepth=cv2.CV_8U, ksize=3)

scharrx = cv2.Scharr(sharp, cv2.CV_64F, 1, 0)
scharry = cv2.Scharr(sharp, cv2.CV_64F, 0, 1)
scharrx = cv2.convertScaleAbs(scharrx)
scharry = cv2.convertScaleAbs(scharry)
scharrxy = cv2.addWeighted(scharrx, 0.5, scharry, 0.5, 0)

final = cv2.bitwise_not(laplacian, scharrxy)
cv2.imwrite(path_save, final)

```

Промежуточные результаты ключевых стадий предобработки приведены на рис. 2.



Рис. 2. Пример последовательности предобработки ROI: усиление контраста, бинаризация, маска и итоговый текстурный шаблон.

Сопоставление с базой и правило принятия решения

После формирования шаблона выполняется сопоставление с эталонными изображениями, сохранёнными при создании цифровых паспортов. В прототипе используется простая структура хранения: в базе SQLite хранится путь к «фото носа» (эталону) и идентификатор `dog_id`, по которому извлекаются связанные данные паспорта (например, общее фото и анкета). На уровне вычислений для каждого эталона рассчитывается `max_val` — максимальное значение нормированной корреляции, после чего выбирается эталон с наибольшим сходством. Подход соответствует классической схеме «запрос → набор эталонов → поиск максимума меры сходства», которая часто используется в прототипах биометрических систем [8, с. 581; 7, с. 109].

Для уменьшения числа ошибочных ответов применяется пороговая политика: если `max_val` превышает порог `T`, считается, что собака идентифицирована; если значение ниже порога — совпадение не найдено; при

пограничных значениях может возвращаться статус «неопределённо» и пользователю предлагается повторить съёмку. В эксперименте значение порога подбиралось по результатам тестирования и составило $T = 0,74$.

Фрагмент программной реализации сопоставления с эталонами (Python):

```
import sqlite3
import cv2

def get_img():
    connection = sqlite3.connect('db.sqlite3')
    cursor = connection.cursor()
    cursor.execute("SELECT photo_nose FROM users_photos_nose")
    photo_data = cursor.fetchall()
    connection.close()
    return photo_data

def compare_img(query_img):
    best_val = -1.0
    best_path = None
    for (path,) in get_img():
        dbimg = cv2.imread(path)
        res = cv2.matchTemplate(dbimg, query_img, cv2.TM_CCOEFF_NORMED)
        _, max_val, _, _ = cv2.minMaxLoc(res)
        if max_val > best_val:
            best_val = max_val
            best_path = path
    return best_path, best_val
```

```
def find_dog(path_nose):
    connection = sqlite3.connect('db.sqlite3')
    cursor = connection.cursor()
    cursor.execute("""SELECT upg.photo_general
                     FROM users_photos_general upg
                     JOIN users_photos_nose upn ON upg.dog_id = upn.dog_id
                     WHERE upn.photo_nose = (?);""", (path_nose,))
    data = cursor.fetchone()
    connection.close()
    return data
```

Экспериментальная оценка

Экспериментальная проверка прототипа проводилась на базе эталонных изображений носового зеркала, привязанных к цифровым паспортам собак. Объём базы составил 230 собак; выполнено 300 запросов идентификации при различных условиях съёмки. Для каждого запроса формировался шаблон, после чего вычислялся $\max_val$ и принималось решение по порогу $T = 0,74$. Итоговые показатели по группам условий представлены в табл. 1.

Табл. 1

Условия съёмки	Запросы	Точность, %
Хороший свет, крупный план	90	95,6
Неравномерное освещение	70	88,6
Небольшие наклоны головы	70	85,7

Смаз / блики / перекрытие	70	85,7
------------------------------	----	------

Таблица 1. Результаты тестирования прототипа идентификации собак по рисунку носового зеркала.

По результатам тестирования прототип демонстрирует устойчивую работоспособность при типичных условиях: наилучшие показатели достигаются при хорошем освещении и крупном плане области носа (95,6%). Снижение точности при усложнении условий (неравномерный свет, наклон головы) объясняется частичной потерей мелких деталей текстуры и появлением артефактов, влияющих на `max_val`. Наиболее критичными являются смаз и блики: в этих случаях итоговый шаблон становится менее контрастным, а вероятность пропуска («не найдено» или «неопределённо») возрастает. Аналогичные ограничения качества входных данных отмечаются и в работах по распознаванию «носовых» биометрических паттернов, где подчёркивается роль нормализации освещения и устойчивых признаков [6, с. 49141; 7, с. 109].

Практически это означает, что надёжность сервиса определяется не только корректностью алгоритма, но и соблюдением рекомендаций по съёмке: достаточная резкость, отсутствие пересветов, фронтальный ракурс и достаточный размер ROI. Для повышения устойчивости при дальнейшей разработке целесообразно внедрить автоматическую оценку качества входного изображения (резкость, доля пересветов, минимальный размер области носа) и хранить несколько эталонных снимков ринария для одной собаки, что повышает шансы корректного совпадения при изменении условий.

Заключение

В работе представлен прототип неинвазивной идентификации собак по рисунку носового зеркала, ориентированный на использование в цифровом паспорте. Показано, что гибридный конвейер, включающий нейросетевую локализацию ROI и воспроизводимую предобработку с усилением текстуры, позволяет формировать информативный шаблон для сопоставления с эталонами. Экспериментальные результаты подтверждают работоспособность решения и демонстрируют зависимость качества от условий съёмки. Дальнейшее развитие системы связано с расширением базы эталонов, автоматическим контролем качества входных кадров и переходом от шаблонного сравнения к признаковым представлениям и ускоренному поиску по мере роста базы [9, р. 1; 10, р. 1].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Егоров А.Д., Резник М.С. Интерпретация действий животного по его изображению во времени, близком к реальному // *Компьютерная оптика*. – 2023. – Т. 47, № 2. – С. 278–286. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1138. – URL: <https://www.computeroptics.ru/KO/Annot/KO47-2/470211.html>
2. Медведева Е.В., Перевощикова А.А. Исследование нейросетевых алгоритмов распознавания объектов железнодорожной инфраструктуры на видеоизображениях // *Компьютерная оптика*. – 2025. – Т. 49, № 3. – С. 443–450. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1563. – URL: <https://www.computeroptics.ru/KO/Annot/KO49-3/490310.html>
3. Митрофанова И.А., Чепуштанова О.В. Биометрические технологии идентификации животных (обзор) [Электронный ресурс] // *Молодёжь и наука*. – 2024. – Вып. 3. – 7 с. – URL: <https://min.urgau.ru/en/3-2024.html>
4. Небаба С.Г., Марков Н.Г. Сверточные нейронные сети семейства YOLO для детектирования летающих объектов на изображениях //

Компьютерные исследования и моделирование. – 2024. – Т. 16, № 3. – С. 615–631.
– URL: <https://www.mathnet.ru/rus/crm1181>

5. Скрипачев В.О., Гуйда М.В., Гуйда Н.В., Жуков А.О. Исследование сверточных нейронных сетей для обнаружения объектов на аэрокосмических снимках // *International Journal of Open Information Technologies.* – 2022. – Vol. 10, No. 7. – P. 54–64. – URL: <https://injoit.ru/index.php/j1/article/view/1308>

6. Bae H.B., Pak D., Lee S. Dog nose-print identification using deep neural networks // *IEEE Access.* – 2021. – Vol. 9. – P. 49141–49153. – DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3068517. – URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3068517>

7. Baek Y.H. Template Extraction Algorithm using the Feature Analysis of Unique Patterns of Dog Nose Prints // *IEIE Transactions on Smart Processing & Computing.* – 2021. – Vol. 10, No. 2. – P. 109–115. – URL: <https://www.kci.go.kr/kciportal/ci/sereArticleSearch/ciSereArtiView.kci?sereArticleSearchBean.artiId=ART002707938>

8. Cihan P., Saygili A., Ozmen N.E., Akyuzlu M. Identification and recognition of animals from biometric markers using computer vision approaches: A review // *Kafkas Univ Vet Fak Derg.* – 2023. – Vol. 29(6). – P. 581–593. – DOI: 10.9775/kvfd.2023.30265. – URL: <https://vetdergikafkas.org/abstract.php?id=3043>

9. Li B. et al. Dog nose print matching with dual global descriptor based on contrastive learning // *arXiv:2206.00580.* – 2022. – 9 p. – URL: <https://arxiv.org/abs/2206.00580>

10. Shen F. et al. A Competitive Method for Dog Nose-print Re-identification // *arXiv:2205.15934.* – 2022. – 12 p. – URL: <https://arxiv.org/abs/2205.15934>