

# ОБУЧЕНИЕ МОДЕЛИ ИДЕНТИФИКАЦИИ И ИЗВЛЕЧЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ ИЗ ОНЛАЙН РЕКЛАМНЫХ КАМПАНИЙ

## TRAINING A MODEL FOR IDENTIFICATION AND INFORMATION EXTRACTION FROM ONLINE ADVERTISING CAMPAIGNS

V. Agarov

*Summary.* The methodology for developing an intelligent system for analyzing online advertising based on machine learning and computer vision technologies is considered. The goal of the study is to extract information from advertising banners displayed to users in the online space and, on this basis, to form a social profile of the user. The system analyzes screenshots containing online advertisements and determines the type of advertisement and the user's presumed interests based on the content. One of the key components is the YOLO object detector.

*Keywords:* machine learning, advertising, neural networks, social portrait, computer vision, behavioral analysis.

Агапов Виктор Евгеньевич

Волгоградский государственный

технический университет

black.vis1on@yandex.ru

*Аннотация.* Рассматривается методология построения интеллектуальной системы анализа интернет-рекламы, основанной на использовании технологий машинного обучения и компьютерного зрения. Целью исследования является извлечение информации из рекламных баннеров, отображаемых пользователям в онлайн-пространстве, и формирование на этой основе социального портрета пользователя. Система анализирует скриншоты, на которых присутствует интернет-реклама, и на основе визуального и текстового контента определяет тип рекламы и предполагаемые интересы пользователя. Ключевыми компонентами являются детектор объектов YOLO.

*Ключевые слова:* машинное обучение, реклама, нейронные сети, социальный портрет, компьютерное зрение, поведенческий анализ.

## Введение

В условиях стремительной цифровизации реклама стала неотъемлемым элементом онлайн-коммуникации между компаниями и потребителями. Современные рекламные алгоритмы учитывают множество факторов — от истории поиска до поведения пользователя в сети — для создания персонализированных баннеров и объявлений. Однако при этом практически не исследован обратный подход: анализируя показываемую рекламу, можно извлекать сведения о самом пользователе, его интересах и поведенческих паттернах [1].

Ряд существующих научных работ посвящён предсказанию поведения пользователей и оптимизации алгоритмов показа рекламы. Так, Guorui ZhouDeer и Chengru Song в своем исследовании [2] предложен подход к прогнозированию кликов на основе многослойного моделирования интересов. В свою очередь Wei Xiong, Ziyi Xiong, Tina Tian и другие в своей статье [3] рассматривают поведенческий таргетинг, но не ставят задачу обратной реконструкции интересов. Кроме того, Лукьяненко Н.А., Решетникова И.И. в своей работе [4] подчеркивают влияние рекламы на поведение, но не рассматривают потенциал рекламы как источника аналитических данных о пользователе.

Таким образом, несмотря на активное развитие технологий таргетинга и персонализации, задача анализа

самых рекламных показов как отражения интересов пользователя остаётся слабо проработанной. Между тем, учитывая индивидуализированный характер интернет-рекламы, подобный анализ может стать эффективным инструментом в маркетинговой аналитике, социологических исследованиях и рекомендательных системах.

Целью настоящего исследования является разработка интеллектуальной системы, способной извлекать визуальные и текстовые признаки из рекламных баннеров, классифицировать их по тематике и формировать гипотезы о предпочтениях пользователя. Система интегрирует методы компьютерного зрения, искусственного интеллекта и поведенческой аналитики для формирования элементов социального портрета.

## Алгоритм разрабатываемой системы

Разработка системы анализа рекламных баннеров включает в себя ряд последовательных этапов (рис. 1).

На первом этапе необходимо определить подходящую нейросетевую архитектуру для задачи обнаружения и классификации объектов на изображениях. Будут проанализированы современные модели, применяемые для object detection. По итогам анализа будет выбрана оптимальная модель для последующего обучения.

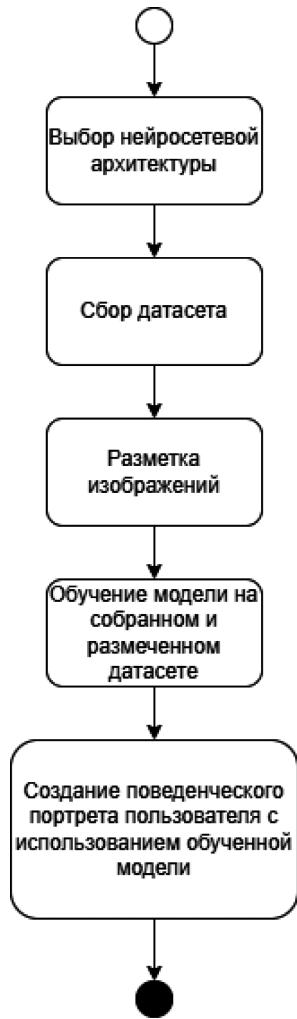


Рис. 1. Алгоритм разрабатываемой системы

Следующим шагом станет формирование набора обучающих данных. Для этого будут собраны изображения рекламных баннеров различных тематик. Источниками станут открытые интернет-ресурсы, в том числе скриншоты реальных страниц, на которых размещается баннерная реклама.

Собранные изображения будут вручную размечены. Для каждого баннера выделяются ключевые визуальные элементы (объекты), представляющие интерес для дальнейшей классификации. Разметка сохраняется в формате, совместимом с выбранной архитектурой.

После подготовки данных будет проведено обучение модели. Этап включает: предобработку данных, настройку параметров обучения, запуск процесса обучения и оценку точности на валидационном наборе. По завершении будет получена нейросеть, способная обнаруживать и классифицировать объекты на рекламных баннерах.

Обученная модель будет выполнять обнаружение объектов и возвращать информацию о найденных эле-

ментах — координаты, классы и вероятности. Объекты будут визуализироваться в виде аннотированного изображения с подписями.

На основе обнаруженных объектов система определит тематику баннера. Тематики накапливаются и используются для построения предварительного поведенческого профиля пользователя. Такой профиль может включать список предполагаемых интересов [5].

### Анализ нейросетевой архитектуры

Выбор нейросетевой архитектуры для решения задачи извлечения и анализа информации с рекламных баннеров — критически важный этап. Наша цель — обнаружить и распознать рекламные элементы на баннере (объекты, текстовые блоки), после чего эти данные используются для семантической интерпретации и классификации.

YOLO (You Only Look Once) — однопроходная архитектура, широко используемая в задачах real-time object detection. Обеспечивает высокую скорость и хорошую точность при детекции множества объектов [6].

Faster R-CNN — двухэтапная модель, обеспечивающая высокую точность за счёт отдельного этапа генерации регионов интереса. Используется в системах видеонаблюдения и медицинского анализа.

SSD (Single Shot MultiBox Detector — компромиссная однопроходная модель с умеренной точностью, быстро

Таблица 1.

Сравнение нейросетевых архитектур

	Преимущества	Недостатки	Скорость	Где используется
YOLO v8	Хорошая точность; Легко адаптируется	Чуть уступает трансформерам по точности	30–60 FPS (высокая)	Реальное время, визуально насыщенные сцены
Faster R-CNN	Точная; Хорошо справляется с перекрытиями	Требует ресурсов	5–10 FPS (низкая)	Высокоточная offline аналитика
SSD	Простая реализация	Снижение точности на разных масштабах	20–30 FPS (средняя)	Мобильные устройства, простые сцены
DETR	Новая парадигма, высокая точность на сложных изображениях	Плохо работает на маленьких датасетах	< 5 FPS (очень низкая)	Научные и офлайн-задачи с большими датасетами

обучается и используется в задачах с невысокими требованиями к точности [7].

DETR (Detection Transformer) — трансформерная архитектура с высокой точностью при сложных сценах. Подходит для офлайн-анализа, но не для real-time систем.

На основе анализа было принято решение использовать YOLO как основную нейросетевую архитектуру в нашей системе по следующим причинам:

1. Поддержка множественных объектов на одном изображении

YOLO эффективно выявляет сразу несколько объектов на одном баннере, присваивает каждому из них класс и координаты, что критично для анализа насыщенных визуальных сцен с перекрывающимися элементами.

2. Высокая скорость работы и возможность real-time обработки

Благодаря однопроходной архитектуре, модель обрабатывает изображение за один шаг, что обеспечивает быструю и стабильную работу даже при больших объемах данных.

3. Гибкость в обучении на собственных классах

YOLO легко адаптируется под пользовательские категории, позволяя обучать модель на размеченных баннерах без необходимости проектирования нейросети с нуля.

Эта архитектура демонстрирует оптимальный баланс между точностью, скоростью и возможностью интеграции с другими компонентами системы.

### Общая архитектура системы

Диаграмма архитектуры разработанной системы визуализирует процесс автоматического анализа рекламного баннера от момента загрузки изображения до получения результатов анализа (рис. 2). В центре всей архитектуры находится модуль обработки изображений, к которому поступает входное изображение. Этот модуль отвечает за передачу изображения в предварительно обученную модель компьютерного зрения, специализирующуюся на обнаружении и классификации объектов.

Классификация тематик рекламы основана на распознавании объектов на баннере с помощью обученной модели. Каждый обнаруженный элемент соотносится с одной из заранее определённых категорий. Например, изображения автомобилей указывают на автомобиль-

ную тематику, изображения жилых домов и квартир — на сферу недвижимости, а присутствие гаджетов определяет технологическую тематику.

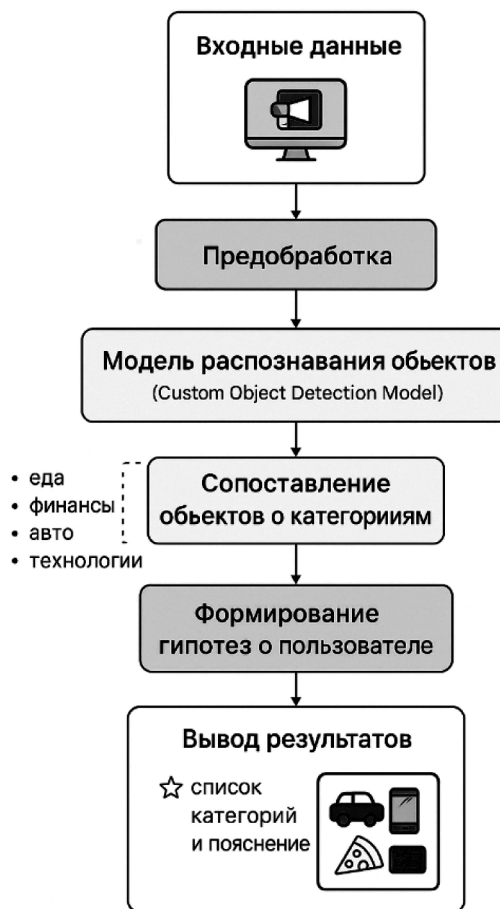


Рис. 2. Диаграмма общей архитектуры системы

Модель, обученная на размеченных рекламных баннерах, анализирует содержимое изображения и выделяет ключевые визуальные элементы ассоциируемые с конкретными категориями интересов. Результаты этой детекции направляются в следующий логический блок — модуль сопоставления категорий, где происходит связывание обнаруженных объектов с заранее определёнными поведенческими категориями.

Система интерпретирует эти категории и формирует краткое текстовое описание, отражающее предполагаемые интересы пользователя. Одновременно с этим, в модуле визуализации формируется аннотированное изображение, на котором все распознанные объекты помечены подписями. Это позволяет наглядно убедиться в корректности распознавания.

Таким образом, архитектура построена вокруг детекции визуального контента с использованием предварительно обученной нейросети, сопоставления объектов с заранее определёнными категориями, интерпретации результата через поведенческую призму и вывода этих данных

в визуальной и текстовой форме. Минималистичный стек технологий и отсутствие необходимости в сложной инфраструктуре позволяют сосредоточиться на логике анализа и классификации, обеспечивая при этом гибкость и возможность быстрого прототипирования.

### Описание модели разрабатываемой системы

Разрабатываемая система представляет собой интеллектуальный модуль анализа визуального рекламного контента. Её основная задача — извлекать ключевые визуальные элементы из рекламных баннеров и на основе их анализа формировать гипотезы о предпочтениях и интересах пользователя. В центре системы находится нейросетевая модель компьютерного зрения, обученная на кастомной выборке рекламных изображений.

Для построения эффективной модели была собрана специализированная обучающая выборка рекламных баннеров, охватывающих различные тематические категории. В общей сложности в датасет вошло около 400 изображений, содержащих рекламу из различных тематических категорий.

Изображения собирались из открытых источников, включая рекламные платформы, онлайн-журналы и тематические сайты. Особое внимание уделялось разнообразию визуального представления рекламы: в выборку вошли баннеры с различной композицией, цветовой гаммой, графическими элементами и плотностью текста. Это позволило сформировать репрезентативный набор данных, отражающий реальные условия, в которых реклама демонстрируется пользователям в интернете.

Каждое изображение проходило ручную разметку с использованием инструмента LabelImg. Разметка проводилась в формате YOLO, где вручную выделялись ключевые визуальные элементы, представляющие интерес для классификации. Всего в процессе разметки было аннотировано более 500 объектов, в среднем по два-три значимых объекта на одно изображение.

Для последующего обучения и оценки качества модели датасет был разделён на обучающую и валидационную выборки в пропорции 80 к 20. Разметка велась в виде текстовых файлов формата YOLO, содержащих координаты ограничивающих рамок и идентификаторы классов объектов [8].

После подготовки и разметки данных была проведена процедура обучения модели на основе YOLOv8. Обучение осуществлялось с использованием предобученной модели yolov8.pt в рамках библиотеки Ultralytics YOLO, обеспечивающей простоту запуска и гибкость конфигурации [9].

Параметры обучения были подобраны с учётом объёма доступных данных. Количество эпох было установлено равным 50, что позволило достичь устойчивой схожимости при сохранении разумного времени обучения. Объём мини-батча составлял 16 изображений. Файл конфигурации ads.yaml содержал путь к датасету, информацию о структуре подкаталогов (train, val) и описание классов объектов. По завершении обучения сохранялась модель с наилучшей точностью, которая далее использовалась для проведения тестов на новых изображениях и оценки качества распознавания рекламных объектов [10].

Во время работы системы загружается изображение баннера, которое автоматически передаётся на вход модели. Система выполняет распознавание объектов и сопоставляет их с тематическими категориями: «еда», «технологии», «авто», «финансы», «недвижимость» и т.д. Каждая категория связана с предполагаемыми поведенческими характеристиками пользователя — например, покупка автомобиля или увлечение технологиями.

Результатом работы модели становится список определённых категорий, дополненный визуализированным изображением с аннотированными объектами. Таким образом, система позволяет не только формировать гипотезы о пользовательских интересах, но и визуально оценить корректность распознавания, что особенно важно в исследовательских и аналитических задачах.

### Пример работы системы

Работа системы начинается с этапа загрузки изображения рекламного баннера через встроенную функцию files.upload() (рис. 3). После выполнения данной операции изображение автоматически передаётся на вход аналитическому модулю.

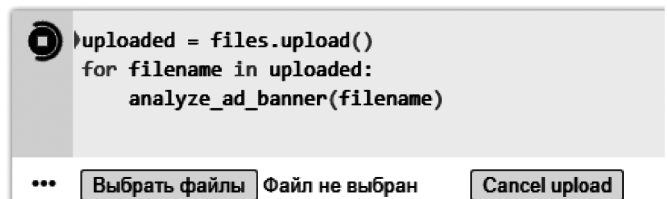


Рис. 3. Ячейка кода для загрузки изображения

Следующим этапом осуществляется обработка изображения средствами модели детекции объектов (рис. 4). Модель производит детекцию ключевых объектов на изображении, определяет их координаты и относит к соответствующим классам. Например, при обнаружении изображения автомобиля формируется вывод о наличии элементов категории «авто», что в свою очередь, может интерпретироваться как маркер интереса к автомобилям (рис. 5).





Рис. 4. Пример загружаемого рекламного баннера

Результаты детекции визуализируются в виде изображения с аннотированными объектами (рис. 6). Каждому элементу сопоставляется прямоугольная рамка и текстовая подпись, отражающая предсказанный класс. Это позволяет наглядно представить структуру извлеченной информации и убедиться в корректности распознавания объектов.

После анализа система выводит в текстовом формате найденные категории и соответствующие поведенческие предположения (рис. 7).

### Заключение

В ходе работы была разработана система, предназначенная для автоматического анализа рекламных баннеров с целью определения интересов пользователя на основе визуального содержимого. Система реализована с использованием языка программирования Python и интегрирована в облачную среду Google Colab,

```

Выбрать файлы 31.jpg
• 31.jpg(image/jpeg) - 29195 bytes, last modified: 09.05.2025 - 100% done
Saving 31.jpg to 31.jpg
🚀 Запускаем YOLO...
Downloading https://github.com/ultralytics/assets/releases/download/v8.3.0/yolov8l.pt to 'yolov8l.pt'...
100% ██████████ 83.7M/83.7M [00:00<00:00, 203MB/s]

0: 640x448 1 car, 2941.0ms
Speed: 16.0ms preprocess, 2941.0ms inference, 35.2ms postprocess per image at shape (1, 3, 640, 448)
🗨 Обнаружено по объектам: ['авто']
    
```

Рис. 5. Пример вывода обнаруженных объектов

🗨 Обнаружено по объектам: ['авто']



Рис. 6. Рекламный баннер с аннотациями

что обеспечивает доступность и удобство использования без необходимости установки дополнительного программного обеспечения.

В процессе разработки был проведён обзор существующих подходов к анализу изображений и пользовательской сегментации, что позволило определить оптимальные методы распознавания объектов. В качестве основной технологии была выбрана модель YOLOv8, которая показала высокую точность и скорость работы при определении объектов на изображении.

Разработанное решение использует механизм сопоставления обнаруженных объектов с заранее заданными пользовательскими категориями, что позволяет строить гипотезы о поведенческих характеристиках пользователя. Это делает систему полезным инструментом в области маркетинга, персонализации рекламы и анализа целевой аудитории.

Проведённое тестирование подтвердило работоспособность системы и корректность логики классификации. Приложение успешно определяет тематическую

Выбрать файлы 31.jpg

- 31.jpg(image/jpeg) - 29195 bytes, last modified: 09.05.2025 - 100% done


Saving 31.jpg to 31 (2).jpg

🚀 Запускаем YOLO...

θ: 640x448 1 car, 2213.9ms

Speed: 3.7ms preprocess, 2213.9ms inference, 1.4ms postprocess per image at shape (1, 3, 640, 448)

🔍 Обнаружено по объектам: ['авто']



🔍 Поведенческий портрет пользователя:

- авто: Интересуется автомобилями или планирует покупку

Рис. 7. Вывод поведенческого портрета пользователя

направленность баннеров, а также визуализирует результаты в удобной форме, предоставляя пользователю как текстовую интерпретацию, так и графическую аннотацию изображения.

В будущем система может быть дополнена новыми возможностями. Планируется добавить модуль, который будет распознавать и анализировать текст на рекламных баннерах, чтобы точнее определять тематику ре-

кламы. Также возможно расширение набора категорий и улучшение точности распознавания объектов за счёт увеличения обучающей выборки. Система может быть адаптирована для обработки большого количества изображений сразу, что позволит использовать её в более широких прикладных задачах — например, в сфере маркетинга, анализа пользовательского поведения и цифровой аналитики.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Mojtaba Barari, Martin Eisend, Computational Content Analysis in Advertising Research URL: tandfonline.com/doi/full/10.1080/00913367.2024.2407642.
2. Guorui ZhouDeep, Chengru Song, Deep Interest Network for Click-Through Rate Prediction URL: arxiv.org/abs/1706.06978.
3. Wei Xiong, Ziyi Xiong, Tina Tian, Who to Show the Ad to? Behavioral Targeting in Internet Advertising (2021) URL: emerald.com/insight/content/doi/10.1108/jide-12-2021-0023/full/html.
4. Лукьяненко Н.А., Решетникова И.И. Маркетинговые технологии воздействия на поведение потребителей URL: cyberleninka.ru/article/n/marketingovye-tehnologii-vozdeystviya-na-povedenie-potrebiteley.
5. Anett Hoppe, Ana Roxin, Christophe Nicolle, Semantic User Profiling for Digital Advertising URL: researchgate.net/publication/282298108\_Semantic\_User\_Profiling\_for\_Digital\_Advertising.
6. Никитин Д.В., Тараненко И.С., Катаев А.В. Детектирование дорожных знаков на основе нейросетевой модели YOLO URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n7y2023/8531.
7. Angel Morera, Angel Sanchez, SSD vs. YOLO for Detection of Outdoor Urban Advertising Panels under Multiple Variabilities URL: mdpi.com/1424-8220/20/16/4587.
8. Michael Fire, Jonathan Schler, Exploring Online Ad Images Using a Deep Convolutional Neural Network Approach URL: arxiv.org/abs/1509.00568.
9. Tianxin Han, An Improved YOLO Model for Traffic Signs Small Target Image Detection URL: mdpi.com/2076-3417/13/15/8754.
10. Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang, Hong-Yuan Mark Liao, YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection URL: arxiv.org/abs/2004.10934.