

# СИСТЕМА АВТОМАТИЧЕСКОГО РАСПОЗНАВАНИЯ ДОРОЖНЫХ ЗНАКОВ

В данной работе представлена система автоматического распознавания дорожных знаков на основе модели YOLO (You Only Look Once). Описаны этапы сбора и предобработки данных, анализ дисбаланса классов и методы балансировки, а также проведена оценка эффективности с помощью кросс-валидации и стандартных метрик. Экспериментальные исследования показали, что применение комбинации андерсемплинга и аугментации позволяет достичь средней точности (mAP) равной 0.570.

## ВВЕДЕНИЕ

Создание автономных транспортных систем требует высокой точности распознавания дорожных знаков для обеспечения безопасности. Актуальность работы обусловлена необходимостью интеграции современных методов компьютерного зрения в реальные условия. Автопилот должен не только определять и интерпретировать знаки, но и делать это стабильно при изменениях освещённости, погодных условиях, загрязнениях и других помехах.

### I. ОБРАБОТКА ДАННЫХ И ВЫБОР МОДЕЛИ

Для реализации системы использовались два набора изображений: один содержит 104 тыс., другой — 180 тыс. изображений, адаптированных под белорусские дорожные знаки. Предобработка включала нормализацию размеров, андерсемплинг для переизбыточных классов и аугментацию (повороты, освещение, масштаб) для малочисленных. Такой подход позволил выровнять распределение классов и повысить устойчивость модели к условиям реального применения.

Выбор YOLO обусловлен её высокой скоростью (до 45 FPS) и точностью (mAP = 0.570). Модель локализует и классифицирует объекты за один проход, что делает её подходящей для систем реального времени. Для оценки эффективности использовались кросс-валидация и метрики (precision, recall, F1-score). Также проведены стресс-тесты модели в условиях дождя, снега и ночного времени.

### II. ПОВЫШЕНИЕ ТОЧНОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ

Анализ экспериментальных данных показал, что основные трудности возникают при распознавании малочисленных классов знаков, что негативно влияет на общие показатели precision. Это связано с тем, что модель не получает достаточно примеров для обучения на редких классах. Для снижения этого эффекта использовалась комбинация техник:

*Сморок Кирилл Дмитриевич*, студент кафедры информационных технологий автоматизированных систем БГУИР, s.kirill150282@mail.ru.

*Хмыз Дарья Дмитриевна*, магистрант кафедры информационных технологий автоматизированных систем БГУИР, shilinadarya@gmail.com.

*Научный руководитель: Шилин Леонид Юрьевич*, декан факультета информационных технологий и управления БГУИР, доктор технических наук, профессор, dekfitu@bsuir.by.

синтетическая генерация изображений, взвешенные функции потерь и тонкая настройка гиперпараметров.

Для визуализации эффективности работы модели в условиях дисбаланса была построена PR-кривая, демонстрирующая зависимость precision и recall при варьировании порога принятия решения (см. рис.1).

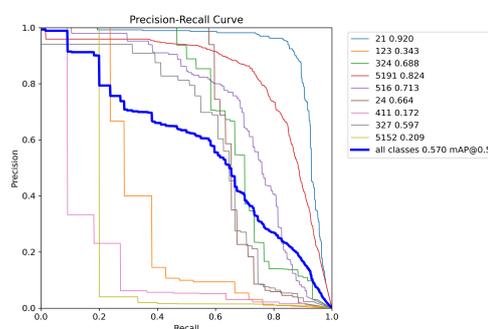


Рис. 1 – PR-кривая для оптимизированной модели YOLO

### III. ВЫВОДЫ

Применение аугментации и андерсемплинга позволяет повысить точность распознавания дорожных знаков за счёт устранения дисбаланса данных. Разработанная система демонстрирует удовлетворительную точность (mAP = 0.570), что подтверждено PR-кривой. Отдельные классы, такие как «Стоп» и «Уступите дорогу», распознаются с высокой точностью, а редкие знаки требуют доработки.

1. Redmon J. et al. YOLOv3: An Incremental Improvement // arXiv, 2018.
2. Гудфеллоу Я. Глубокое обучение. М.: ДМК Пресс, 2022.
3. Krizhevsky A. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks // NIPS, 2012.