

Методы и алгоритмы интеллектуальной видеоаналитики в контексте решения задач точного свиноводства

Суперкомпьютерные дни в России – 2023

Всеволод Галкин¹ Андрей Макаренко¹

¹Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН
лаборатория №77 «Вычислительной кибернетики»

Москва, 2023 г.



Актуальность

Цель работы: разработка конвейера обработки на основе компьютерного зрения для решения основных задач PFL в приложении к свиноводству на этапе откорма.

Агропромышленный комплекс (АПК): главный источник продовольствия.

Тренды в АПК:

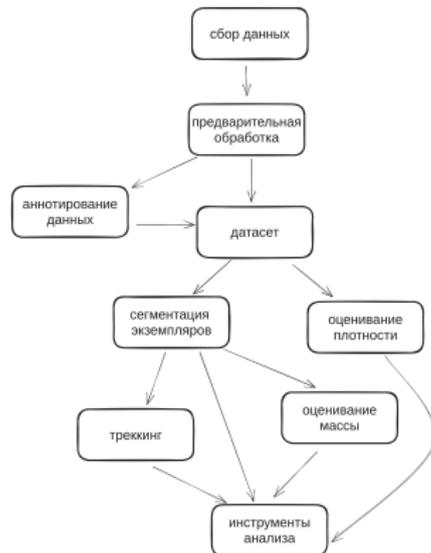
- ❶ консолидация компаний;
- ❷ нехватка рабочей силы;

Следствие:

- + снижение себестоимости продукции;
- неиндивидуализированный подхода;
- потеря потенциальной эффективности производства;

Перспективы: использование подходов PFL (precision livestock farming / точное животноводство)

Концепция PFL: использование датчиков/камер и алгоритмов для автоматизированного мониторинга за технологическим процессом в режиме реального времени.



Связные работы

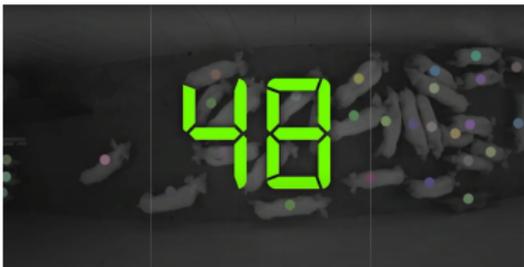
Анализ: *отсутствуют работы, внедренные на реальном производстве, раскрывающие потенциал точного животноводства в полной мере.*

Статистика работ:

- 1 Выпущено: 2 500 работ.
- 2 Направление PFL: 111.
- 3 Компьютерное зрение в PFL: 45.
- 4 Прошли тест валидации: 5%.

Тест валидации: оценка пригодности технологии к внедрению.

RO-MAIN: единственная внедренная технология для подсчёта количества животных при прогоне.



Проблематика:

Комплексность подхода: работы нацелены на одну, зачастую низкоуровневую задачу.

Упрощение условий: занижение плотности содержания, искусственные условия для оценки функциональных характеристик.

Аналитические инструменты: результат работ – низкоуровневая информация, нерелевантная для производства.

Парадигма PFL: индивидуальный подход к каждому животному. Неприменимость в реальных условиях (проблема идентификации).

Перспективы применения: *принять конструктивные допущения об оценке характеристик животных в среднем по станку.*

Связь с НРС

Проблематика: *прикладные решения требуют высокопроизводительные вычисления в условиях больших данных и ограниченности вычислительных ресурсов.*

Масштабы применения: на примере «ГК Агро-Белогорье»

- 1 20 СВК площадок;
- 2 1 500 производственных станков в каждом СВК;
- 3 40 объектов в каждом станке;
- 4 1.2×10^6 объектов;
- 5 круглосуточный видеомониторинг;

Масштабирование решения:

- 1 использование роботизированных сенсорных комплексов;
- 2 автоматическое перемещение между производственными станками;
- 3 отказ от круглосуточного мониторинга;
- 4 краткосрочный, но частый мониторинг станка;

Объемы данных:

- 1 минимум 2 камеры, ряд датчиков/сенсоров;
- 2 разрешение камер 4000×3000 ;
- 3 частота съемки: 10 fps;

Вызовы для НРС:

Конвейер обработки: сложные вычисления, включая предикт глубоких нейронных сетей.

Онлайн обработка: обработка данных «на лету», своевременные уведомления сотрудников ферм.

Удаленность площадок: отсутствие оптоволоконных линий связи, невозможность передачи данных.

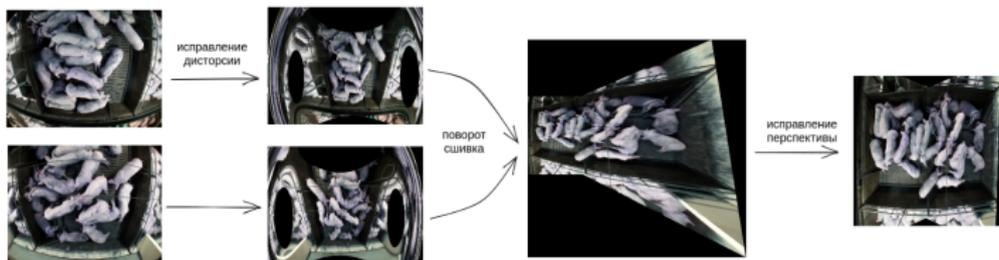
Ограниченность вычислительных ресурсов: экономическая оправданность системы.

Сбор и предварительная обработка данных

Цель этапа: сбор и предварительная обработка данных, приведение в пригодный для последующих вычислений формат.

Сбор данных:

- производственный станок 3.8м. × 5.5м.;
- задействовано 4 станка;
- кол-во животных: от 38 до 45;
- масса животных: от 17.5 до 125.5 кг.;
- на каждый станок 2 камеры;
- суммарный объем данных: 11 Тб;



Конвейер предобработки:

- 1 синхронизация видео с двух камер;
- 2 исправление искажений (дисторсии);
- 3 сшивка изображений в единую сцену;

Исправление дисторсии: оригинальный алгоритм на основе калибровочных паттернов.

Сшивка: подход на основе глобальной деформации – гомографии.

Сегментация экземпляров

Цель: выделить наблюдаемые на кадре объекты сегментационной маской. Один объект/экземпляр – одна маска. Базовая низкоуровневая задача.

Разметка данных: оригинальный подход:

- 1 грубая разметка шестиугольниками;
- 2 уточнение маски CascadePSP.

5-ти кратное ускорение аннотирования.

Размеченные данные: ≈ 2000 кадров.

Увеличение данных: синтетическая выборка.

Основные сложности:

- 1 плотность скопления объектов (пересечения/окклюзии/«слипание»);
- 2 ограниченность размеченных данных;
- 3 нейросетевые модели большой ёмкости;

Подход: адаптированная Mask-RCNN:

- 1 оригинальная предобработка изображений;
- 2 soft-nms;
- 3 стратегия обучения;

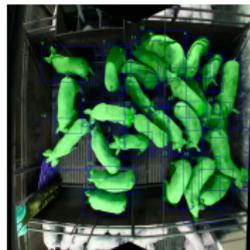


Рис. 1: Размеченные данные

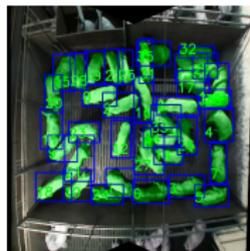


Рис. 2: Предикт обученной Mask-RCNN

Слежение / Треккинг

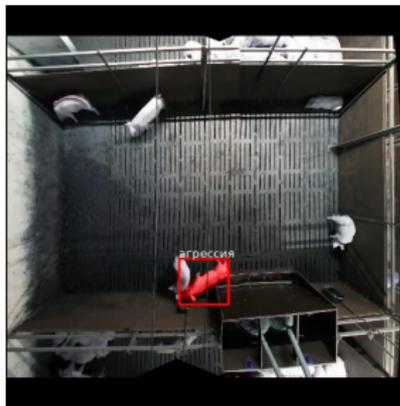
Цель: краткосрочное слежение за объектами в видеопотоке. Отслеживание целевого объекта до прихода сотрудника фермы.

Подход: использование взвешенного неориентированного двудольного графа, поиск максимального паросочетания венгерским алгоритмом.

Вершины графа: сегментационные маски двух соседних кадров.

Вес графа: значение метрики IoU.

IoU:

$$\frac{\text{площадь пересечения}}{\text{площадь объединения}}$$


Мотивация выбора алгоритма:

- + простота;
- + использование только геометрических признаков (визуальные признаки, как в современных подходах, в условиях скопления однотипных объектов не работают);
- потеря трека при сильном перекрытии;

№	кол-во объектов	MOTA	MOTP
эксп. № 1	16	0.989	0.035
эксп. № 2	10	0.961	0.032
эксп. № 3	6	0.994	0.007
Результат		0.981	0.024

Оценивание массы

Цель: оценить суммарную массу (вес в кг.) наблюдаемых на кадре объектов внутри станка.
Вес – главный функциональный показатель животных.

Данные: 349 видеороликов с постоянным значением массы объектов (в динамике).
 Длительностью от 30 сек. до 4 минут.

Подход: двухэтапный

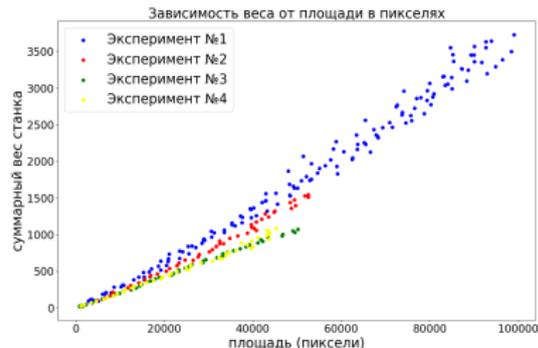
- 1 оценка морфологических признаков;
- 2 аппроксимация зависимости между морфологией и массой;

Морфология: медианное значение суммы площадей сегментационных масок за видео.

Аппроксимация: регрессионные модели RANSAC, пол. регрессия 2-го и 3-го порядка.

Вычислительный эксперимент: полная выборка, 500 запусков на модель.

Результат: ошибка по метрике *median APE* – не более 4.2% веса от реально.

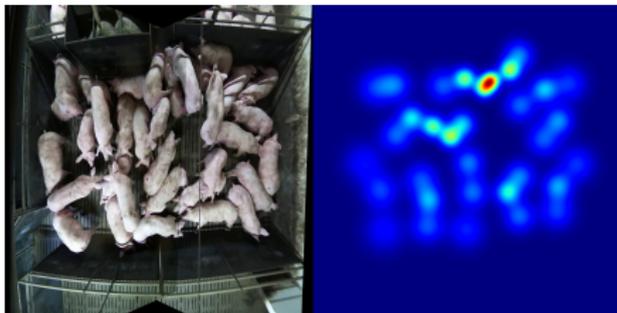


Корреляция: между массей и суммарной площадью 0.98.

	MAPE	med. APE	R^2
RANSAC	0.243	0.091	0.991
Pol. reg ²	0.061	0.042	0.991
Pol. reg ³	0.892	0.132	0.983

Оценивание плотности

Цель: оценить плотность распределения скопления объектов на кадре. Плотность распределения – ценная информация для поведенческого анализа.



Данные: аналогичные задаче сегментации экземпляров

Карты плотности:

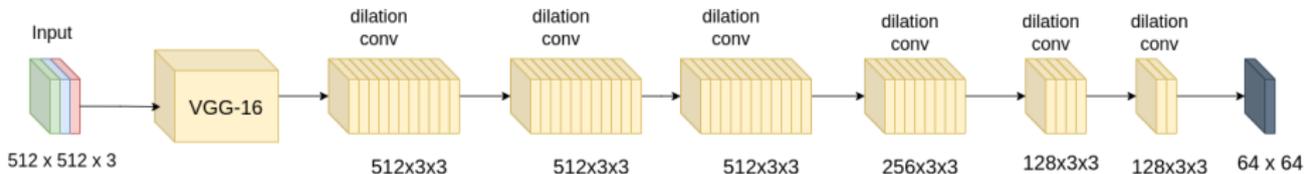
$$F(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i) \times G_{\sigma_i}(\mathbf{x}),$$

где G_{σ_i} – гаусово ядро, $\sigma = \beta \bar{d}, \bar{d}$ – расстояние до k соседей, $\beta = 0.3$, $k = 3$.

Результат:

Подход: нейросетевой, сеть CRSNet, оригинальный подход к обучению.

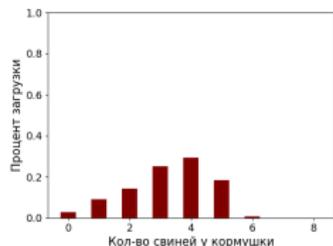
MSE_{density}	$SSIM_{\text{density}}$	$MAPE_{\text{obj}}$
$1.707 e^{-9}$	0.999	0.035



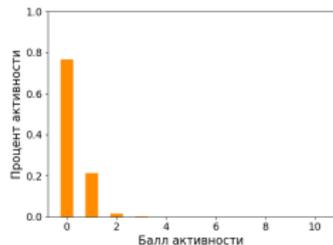
Инструменты анализа

Цель: сформировать по полученной информации низкого уровня, высокоуровневую информацию, релевантную для сотрудников ферм.

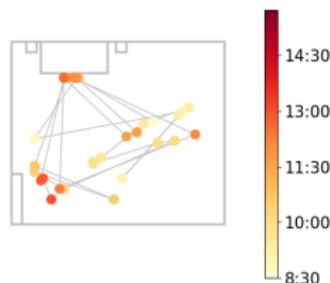
Загрузка кормушек: кормовое поведение.



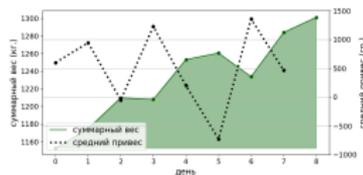
Распределение активности в станке: показатель здоровья станка.



Карта миграции скопления животных: поведенческий анализ.



Динамика изменения веса: показатель здоровья станка.



Заключение

Резюме проделанной работы

- 1 Разработан конвейер, решающий основные задачи точного свиноводства.
- 2 Для сегментации экземпляров обучена Mask-RCNN, демонстрирующая высокую точность и устойчивость.
- 3 Для трекинга реализован подход, на основе взвешенного двудольного графа. Точность треккера достаточная для краткосрочного слежения.
- 4 Разработана модель полиномиальной регрессии 2-го порядка для оценки суммарного веса животных. Ошибка предсказания не превышает 4.3% от реального
- 5 Для задачи оценивания плотности распределения объектов была обучена нейронная сеть CSRNet, обладающая высокой точностью.
- 6 Разработаны инструменты анализа, выделяющие релевантную для сотрудников фермы высокоуровневую информацию.
- 7 *Разработан прототип программного комплекса, проведены испытания на площадке ГК «Агро-Белогорье».*

Спасибо за внимание!

Библиография



Галкин В.А., Макаренко А.В. Разработка алгоритма оценивания массы наблюдаемых объектов по их видеоизображениям (на примере сельскохозяйственных животных) / Материалы 15-й мультikonференции по проблемам управления «Информационные технологии в управлении» (ИТУ-2022, С-Петербург). СПб.: СПбГЭТУ "ЛЭТИ 2022. С. 151-154.



Галкин В.А., Макаренко А.В. Исследование алгоритмов оценивания плотности скопления объектов (в приложении к сельскохозяйственным задачам) / Труды 18-ой Всероссийской школы-конференции молодых ученых «Управление большими системами» (УБС'2022, Челябинск). Челябинск: Издательский центр ЮУрГУ, 2022. С. 292-299.



Носков Н.О., Галкин В.А., Макаренко А.В. Исследование возможности автоматизации процесса калибровки камеры по видеоданным на основе коэффициентов кривизны / Труды 18-ой Всероссийской школы-конференции молодых ученых «Управление большими системами» (УБС'2022, Челябинск). Челябинск: Издательский центр ЮУрГУ, 2022. С. 128-134.