

УДК 004.8

doi: 10.15622/rcai.2025.043

**КЛАССИФИКАЦИЯ СОСТОЯНИЯ ПТИЦЫ
НАПОЛЬНОГО СОДЕРЖАНИЯ НА ОСНОВЕ
ИСПОЛЬЗОВАНИЯ YOLO**

Д.Г. Буханов (*dgbukh@gmail.com*)^A

С.В. Черников (*serg4315@mail.ru*)^B

Ю.А. Кошлич (*koshlich@yandex.ru*)^A

^A Белгородский государственный технологический университет
им. В.Г. Шухова, Белгород

^B ООО «Энтерсофт», Белгород

Анализ состояния исследования в области автоматического определения функционального состояния птицы напольного содержания показал, что существующие подходы не учитывают специфику реальных условий производственных площадок выращивания птицы. Сложность размещения полноценных рабочих станций или удаленное подключение к камерам наблюдения в корпусе приводит к необходимости использования малопроизводительных или одноплатных компьютеров для анализа данных. Предложена модификация классификатора на основе архитектуры YOLO посредством вынесения предобработки изображения в отдельный этап, выполняемый единожды для каждого входного изображения. Проведены эксперименты классификации птицы напольного содержания, обнаружения падежа и определения наполненности кормушек. В результате эксперимен-

тов был получен прирост производительности на 3% и 12,5% для рабочей станции с GPU и одноплатного компьютера Raspberry 5 соответственно. По результатам экспериментов сделан вывод о применимости предлагаемого подхода на одноплатных или малопроизводительных компьютерах с целью повышения производительности систем анализа функционального состояния птицы.

Ключевые слова: анализ видеоизображений, YOLO, искусственные нейронные сети, машинное зрение.

Введение

Под анализом функционального состояния птицы подразумевается анализ нескольких аспектов: определение и отслеживание положения птицы, ее состояния здоровья, выявление падежа, расчет предполагаемой живой массы и измерение прочих связанных параметров [Supriyanto et al., 2023], [Neethirajan, 2022]. Несмотря на наличие множества векторов исследования в области анализа функционального состояния птицы все они основываются на применении технологий машинного зрения.

Подход решения такого рода задач состоит в применении камер наружного наблюдения с последующим анализом полученных изображений. В качестве анализатора или классификатора используются искусственные нейронные сети, в частности, сверточные.

Проведенный анализ состояния исследования продемонстрировал увеличение частоты применения сверточных нейронных сетей на основе архитектуры YOLO (You Only Look Once) [Redmon et al., 2016]. Так, нейронные сети на основе архитектуры YOLO применяются для обнаружения птицы напольного и клеточного содержания [Paramathma et al., 2024], [Chen et al., 2023], [Chemme et al., 2024], трекинга [Triyanto et al., 2023] [Mehdizadeh et al., 2024], [Siriani et al., 2022], подсчета птиц [Zhu et al., 2022], [Sun et al., 2023], [Wu et al., 2025], выявления падежа [Bist et al., 2025], [Syafaah et al., 2024], [Yang et al., 2024], отслеживания здоровья [Tong et al., 2023] и расчета предполагаемой живой массы [Sun et al., 2024], [Mahmoud et al., 2025].

В настоящее время исследования, проводимые в экспериментальных условиях, не учитывают специфику реальных условий производственных площадок птичного хозяйства. Корпуса, используемые при выращивании птицы напольного содержания (ПНС), обладают значительными размерами: от 1 тысячи квадратных метров на 20 тысяч голов. Для покрытия данной площади требуется от 10 камер наружного наблюдения, изображения с которых должны сниматься и анализироваться одновременно.

Также производственные корпуса зачастую не обладают свободными помещениями или пристройками, в которых могли бы быть размещены значительные серверные мощности для анализа изображений в режиме

реального времени, а расположение производственных площадок на удалении от населенных пунктов затрудняет удаленный доступ к камерам наблюдения.

Решением данных проблем является применение мини- и одноплатных компьютеров, чьи размеры позволяют установить их в подсобных помещениях производственных корпусов, а мощности достаточны для отложенного анализа изображений с заданным интервалом.

Данное исследование направлено на модификацию сверточных нейронных сетей на основе архитектуры YOLO с целью повышения их производительности при анализе функционального состояния ПНС и уменьшения интервала, требуемого для отложенного анализа изображений.

1. Классификация объектов видеоизображений при анализе состояния птицы напольного содержания

В исследовании предлагается модификация классификаторов на основе семейства YOLO с целью уменьшения затрат времени на этап предобработки изображений.

Для анализа функционального состояния птицы были разработаны 3 классификатора на основе семейства YOLO:

- классификатор для обнаружения ПНС;
- классификатор для обнаружения падежа;
- классификатор для определения наполненности кормушек.

Для каждого классификатора были составлены и размечены оригинальные наборы данных на основе трех тестовых туров полного жизненного цикла птицы, описанные в табл. 1.

Таблица 1

Набор экспериментальных данных

Классификатор	Классификатор для обнаружения птицы		Классификатор обнаружения падежа		Классификатор определения наполненности кормушек	
Количество кадров	157		103		99	
Количество объектов	Птица	10650	Птица	12200	Пустая	159
	Кормушка	1005	Падеж	145	Полная	138
	Поилка	930				

Результаты обучения классификатора обнаружения ПНС приведены на рис. 1.

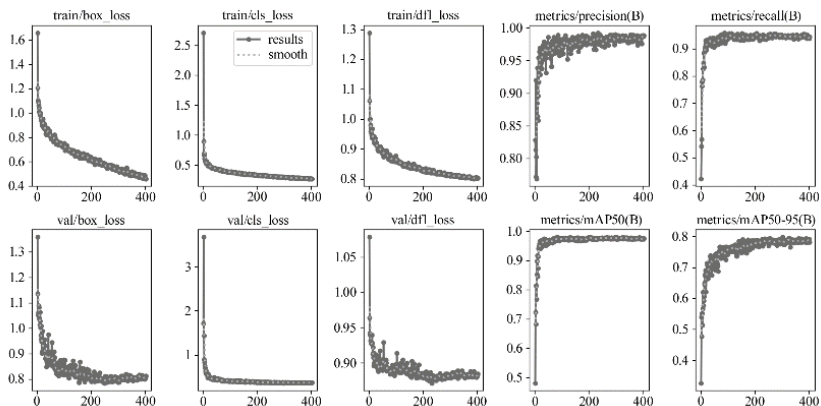


Рис. 1. Результаты обучения классификатора ПНС

Результаты обучения классификатора обнаружения птицы на кадре приведены на рис. 2.

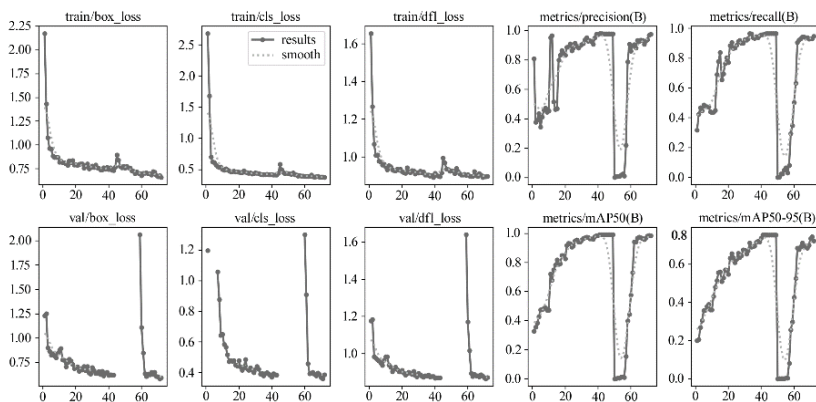


Рис. 2. Результаты обучения классификатора обнаружения падежа

Результаты обучения классификатора обнаружения птицы на кадре приведены на рис. 3.

Разработанные классификаторы позволяют частично оценивать функциональное состояние ПНС при совместном применении к анализируемому кадру изображения с камеры наблюдения. Для проведения полного анализа функционального состояния птицы могут потребоваться дополнительные классификаторы.

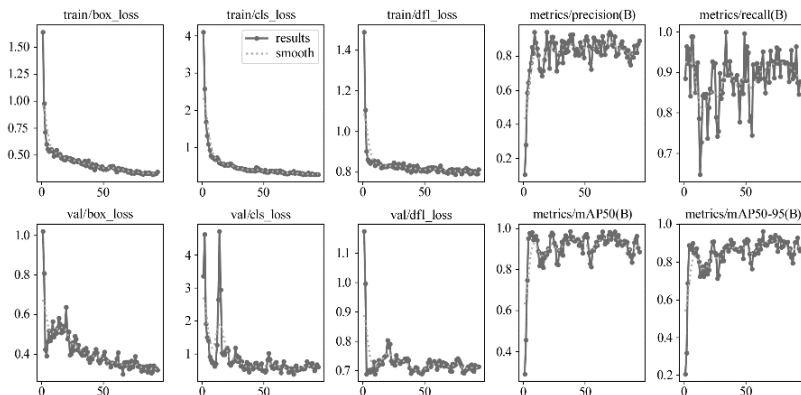


Рис. 3. Результаты обучения классификатора определения наполненности кормушек

2. Модификация структуры искусственной нейронной сети на основе архитектуры YOLO

Каждый из разработанных классификаторов по умолчанию реализует этап предобработки изображения. Данный этап состоит из следующих шагов:

- 1) загрузка изображения;
- 2) преобразование цвета изображения к формату RGB;
- 3) изменение размера изображения к стандартному размеру (640x352) с сохранением пропорций;
- 4) заполнение пустой части измененного по размеру изображения серым цветом;
- 5) нормализация полученных значений;
- 6) конвертация нормализованного изображения в тензор.

При простом последовательном использовании классификаторов этап предобработки будет выполнен при каждом применении классификатора.

В рамках данного исследования этап предобработки был вынесен в отдельное действие, производимое до применения классификаторов. Результат предобработки подается в качестве входных данных для соответствующего кортежа классификаторов (рис. 4).

Для апробации разработанного подхода были проведены эксперименты с использованием различного количества входных изображений и классификаторов. Первый эксперимент производился с использованием GPU. Результаты первого эксперимента приведены в табл. 2.



Рис. 4. Схема предлагаемого подхода

Таблица 2

Результаты эксперимента по измерению производительности подходов с использованием GPU

Кол-во классификаторов \ Кол-во изображений		1	2	3
1	YOLO, с.	0.015	0.0307	0.0426
	Модификация YOLO, с.	0.016	0.0284	0.0401
2	YOLO, с.	0.0172	0.0325	0.0494
	Модификация YOLO, с.	0.0167	0.0317	0.0474
3	YOLO, с.	0.0191	0.0366	0.06
	Модификация YOLO, с.	0.0184	0.0379	0.0589
4	YOLO, с.	0.0232	0.0445	0.1049
	Модификация YOLO, с.	0.0219	0.0436	0.0693
8	YOLO, с.	0.0459	0.0867	0.1276
	Модификация YOLO, с.	0.0403	0.074	0.1147
16	YOLO, с.	0.0828	0.1713	0.2511
	Модификация YOLO, с.	0.0798	0.1604	0.2491
32	YOLO, с.	0.1705	0.3257	0.5059
	Модификация YOLO, с.	0.1658	0.3163	0.4931

Представленные результаты учитывают вынесенный этап предобработки при измерении среднего времени, затрачиваемого предлагаемым подходом. В среднем время предобработки одного кадра с использованием GPU занимает до 0.0011 секунд.

Наиболее распространенной площадью промышленных корпусов является 2-2,5 тысячи метров квадратных на 40-50 тысяч голов. Для покрытия данной площади в среднем потребуется от 16 до 32 камер наблюдения. Средние результаты прироста производительности во время эксперимента, проводимого на GPU для 16-32 изображений, составили 3%.

Однако ситуация значительно изменяется при проведении того же эксперимента не на производительной станции с GPU, а одноплатного компьютера Raspberry 5. Результаты эксперимента приведены в табл. 3.

Таблица 3

Результаты экспериментов на Raspberry 5

Кол-во изображений \ Кол-во классификаторов		1	2	3
1	YOLO, с.	0.4509	0.9043	1.3637
	Модификация YOLO, с.	0.4741	0.8536	1.2403
2	YOLO, с.	0.8926	1.8409	2.6967
	Модификация YOLO, с.	0.8993	1.608	2.3981
3	YOLO, с.	1.3553	2.6686	4.0825
	Модификация YOLO, с.	1.2283	2.4321	3.673
4	YOLO, с.	1.7053	3.3909	5.0617
	Модификация YOLO, с.	1.5189	3.0545	4.6378
8	YOLO, с.	3.395	7.0359	10.1816
	Модификация YOLO, с.	3.0735	6.1258	9.3211
16	YOLO, с.	7.1735	14.748	21.9926
	Модификация YOLO, с.	6.5346	12.9744	20.0597
32	YOLO, с.	14.799	28.1167	42.0866
	Модификация YOLO, с.	12.5306	25.0595	37.5513

Представленные результаты учитывают вынесенный этап предобработки при измерении среднего времени, затрачиваемого предлагаемым подходом. В среднем время предобработки одного кадра занимает до 0.006 секунд.

Средние показатели прироста производительности во время эксперимента, проводимого на Raspberry 5 для 16-32 изображений, составили 12,5%.

Заключение

В результате экспериментов по модификации сверточных нейронных сетей на основе архитектуры YOLO был получен прирост производительности на 3% и 12,5% для рабочей станции с GPU и одноплатного компьютера Raspberry 5 соответственно. По результатам экспериментов сделан вывод о применимости предлагаемого подхода по модификации сверточных сетей семейства YOLO при работе на одноплатных или малопроизводительных компьютерах с целью повышения производительности систем анализа функционального состояния ПНС.

Разработанный подход позволяет уменьшить интервал, необходимый для отложенного анализа изображений, и становится более актуальным с ростом количества применяемых классификаторов и камер наблюдения.

Список литературы

- [Supriyanto et al., 2023] Supriyanto E., Isnanto R.R., Purnomo S.H. Computer vision in chicken monitoring system using machine learning: A General Review // In: E3S Web of Conferences (E3S Web Conf), Semarang, Indonesia, 2023, 02014. – doi: 10.1051/e3sconf/202344802014.
- [Neethirajan, 2022] Neethirajan S. Automated tracking systems for the assessment of farmed poultry // Animals. – 2022. – Vol. 12(3). – P. 232-245. – doi: 10.3390/ani12030232.
- [Redmon et al. 2016] Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection // In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016. – P. 779-788. – doi: 10.48550/arXiv.1506.02640.
- [Paramathma et al., 2024] Paramathma M.K., Kumar I.B., Karuppasamypandiyan M. YOLO Based Automatic Poultry Monitoring System. In: 3rd International Conference for Advancement in Technology (ICONAT), GOA, India, 2024. – P. 1-6. – doi: 10.1109/ICONAT61936.2024.10774960.
- [Chen et al, 2023] Chen Y., Peng X., Cai L., Jiao M., Fu D., Xu C.C., Zhang P. Research on automatic classification and detection of chicken parts based on deep learning algorithm // Journal of Food Science. –2023. –Vol. 88(10). – P. 4180-4193. – doi: 10.1111/1750-3841.16747.
- [Chemme et al., 2024] Chemme K.S., Alitappeh R.J. An End-to-End Model for Chicken Detection in a Cluttered Environment // In: 13th Iranian/3rd International Machine Vision and Image Processing Conference (MVIP), Tehran, Iran, 2024. – P. 1-7. – doi: 10.1109/MVIP62238.2024.10491186.
- [Triyanto et al., 2023] Triyanto W.A., Adi K., Suseno J.E. Detection and Tracking of Broiler Flock Movements in The Chicken Coop using YOLO // In: E3S Web of Conferences (E3S Web Conf), Semarang, Indonesia, 2023, 02064. – doi: 10.1051/e3sconf/202344802064.
- [Mehdizadeh et al., 2024] Mehdizadeh S.A., Siriani A.L.R., Pereira D.F. Optimizing Deep Learning Algorithms for Effective Chicken Tracking through Image Processing // AgriEngineering. – 2024. – Vol. 6(30). – P. 2749-2767. – doi: 10.3390/agriengineering6030160.
- [Siriani et al., 2022] Siriani A.L.R., Kodaira V., Mehdizadeh S.A., de Alencar Nääs I., de Moura D.J., Pereira D.F.. Detection and tracking of chickens in low-light images using YOLO network and Kalman filter // Neural Computing and Applications. – 2022. – Vol. 34. – P. 21987-21997. – doi: 10.1007/s00521-022-07664-w.
- [Zhu et al., 2022] Zhu X., Wu C., Yang Y., Yao Y., Wu Y. Automated Chicken Counting Using YOLO-v5x Algorithm. In: 8th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI), Kunming, China, 2022. – P. 1-6. – doi: 10.1109/ICSAI57119.2022.10005522.

- [Sun et al., 2023] Sun E., Xiao Z., Yuan F., Wang Z., Ma G., Liu J. Method of classified counting of mixed breeding chickens based on YOLOV5. In: 42nd Chinese Control Conference (CCC), Tianjin, China, 2023. – P. 7644-7649. – doi: 10.23919/CCC58697.2023.10240449.
- [Wu et al., 2025] Wu Z., Yang J., Zhang H., Fang C. Enhanced Methodology and Experimental Research for Caged Chicken Counting Based on YOLOv8 // *Animals*. – 2025. – Vol. 15 (6). – 853. – doi: 10.3390/ani15060853.
- [Bist et al., 2025] Bist R.B., Subedi S., Yang X., Chai L. Automatic Detection of Cage-Free Dead Hens with Deep Learning Methods // *AgriEngineering*. – 2023. – Vol. 5(2). – P. 1020-1038. – doi: 10.3390/agriengineering5020064.
- [Syafaah et al., 2024] Syafaah L., Faruq A., Setyawan N., Khair M.I. Sick and dead chicken detection system based on YOLO algorithm // *Ingénierie des Systèmes d'Information*. – 2024. – Vol. 29(5). – P. 1723-1729. – doi: 10.18280/isi.290506.
- [Yang et al., 2024] Yang J., Zhang T., Fang C., Zheng H., Ma C., Wu Z. A detection method for dead caged hens based on improved YOLOv7 // *Computers and Electronics in Agriculture*. – 2024. – Vol. 226. – 109388. – doi: 10.1016/j.compag.2024.109388.
- [Tong et al., 2023] Tong Q., Zhang E., Wu S., Xu K., Sun C. A real-time detector of chicken healthy status based on modified YOLO // *SIViP*. – 2023. – Vol. 17. – P. 4199-4207. – doi: 10.1007/s11760-023-02652-6.
- [Sun et al., 2024] Sun S., Wei L., Chen Z., Chai Y., Wang S., Sun R. Nondestructive estimation method of live chicken leg weight based on deep learning // *Poultry Science*. – 2024. – Vol. 103(4). – 103477. – doi: 10.1016/j.psj.2024.103477.
- [Mahmoud et al., 2025] Mahmoud Y.S., Wael M.E., Awad A.T.O., Ahmed E., Ali S., Pankaj K., Tamer M.El-Messery, Tarek A.E-H., Mohamed F.A., Gomaa G.A.E-W., Ibrahim S.E-S., Abdallah E.E. Automated on-site broiler live weight estimation through YOLO-based segmentation // *Smart Agricultural Technology*. – 2025. – Vol. 10. – 100828. – doi: 10.1016/j.atech.2025.100828.