Детальный анализ поведения разных видов животных: пространственный контекст в обучаемых детекторах поведенческих актов

В. В. Плюснин*, А. А. Иванова‡, О. И. Ивашкина§, Н. А. Поспелов¶, О. С. Рогожникова‖, Н. П. Савельев**, К. А. Торопова‡‡, К. В. Анохин§§

В платформу Sphynx интегрирован обучаемый детектор стоек, использующий кинематические признаки и пространственный контекст арены. На открытом наборе данных при сравнении с консенсусом двух экспертов он достиг покадрового F1 = 0,84 против 0,54 у исходного детектора и 0,85 у третьего эксперта. Признаки пространственного контекста внесли существенный вклад в качество классификации.

Ключевые слова: анализ поведения, оценка позы, аннотация поведения, градиентный бустинг.

---

* *Плюснин Виктор Владимирович* — лаборант-исследователь, Институт перспективных исследований мозга МГУ имени М. В. Ломоносова (ИПИМ МГУ); автор для переписки, e-mail: witkax@mail.ru, ORCID: 0000-0001-9784-8283.

Plusnin Viktor Vladimirovich — Research Assistant, Institute for Advanced Brain Studies, Lomonosov Moscow State University (IABS MSU); corresponding author.

‡ *Иванова Анна Андреевна* — лаборант-исследователь, ИПИМ МГУ, e-mail: anivis33@gmail.com, ORCID: 0000-0002-2454-1288.

Ivanova Anna Andreevna — Research Assistant, IABS MSU.

§ *Ивашкина Ольга Игоревна* — м.н.с., ИПИМ МГУ, e-mail: oivashkina@gmail.com, ORCID: 0000-0002-1540-7677.

Ivashkina Olga Igorevna — Junior Researcher, IABS MSU.

¶ *Поспелов Никита Андреевич* — инженер-исследователь, ИПИМ МГУ, e-mail: nik-pos@yandex.ru, ORCID: 0000-0001-6637-2120.

Pospelov Nikita Andreevich — Research Engineer, IABS MSU.

‖ *Рогожникова Ольга Сергеевна* — лаборант-исследователь, ИПИМ МГУ, e-mail: osrogozhnikova@gmail.com, ORCID: 0000-0002-2540-4402.

Rogozhnikova Olga Sergeevna — Research Assistant, IABS MSU.

** *Савельев Никита Павлович* — аспирант; ИПИМ МГУ; биологический факультет МГУ имени М. В. Ломоносова, e-mail: nksavelev2002@gmail.com, ORCID: 0009-0006-8084-735X.

Savelev Nikita Pavlovich — PhD Student; IABS MSU; Faculty of Biology, Lomonosov Moscow State University.

‡‡ *Торопова Ксения Александровна* — м.н.с., ИПИМ МГУ, e-mail: xen.alexander@gmail.com, ORCID: 0000-0003-3081-2133.

Toropova Ksenia Aleksandrovna — Junior Researcher, IABS MSU.

Опубликовано на условиях лицензии CC-BY 4.0
Published under CC-BY 4.0

Постановка задачи. Методы оценки позы (DeepLabCut [1]) дают координаты точек тела, но не распознают поведенческие акты. Для их выделения применяют классификаторы на экспертной разметке (SimBA [2]), обучение без учителя (keypoint-MoSeq [3]) и правила на кинематических признаках (BehaviorDEPOT [4]). В Sphynx [5] акты задаются сочетаниями простых правил, но для стоек нужен одновременный учет многих признаков. Стойки с опорой происходят у стены или объекта, а обучаемые детекторы обычно используют признаки позы без учета геометрии арены [6]. Мы встроили в Sphynx обучаемый детектор стоек и проверили вклад пространственных признаков из существующей разметки арены.

Методы. Траектории десяти ключевых точек тела обрабатывали стандартным алгоритмом Sphynx. Кинематические признаки: попарные расстояния между точками, углы между осями головы, тела и задних лап, площадь контура тела и скорости точек. Пространственные признаки: расстояния от носа, центра тела и основания хвоста до ближайшей стены, угла, центра арены и объекта, а также положение тела относительно центра кадра. К каждому признаку добавляли производные до третьего порядка и статистики в окне 1 с, всего 593 признака. Для каждой задачи (все стойки, с опорой, без опоры) обучали отдельный бинарный классификатор градиентным бустингом над деревьями решений (scikit-learn, 500 деревьев, шаг 0,15, до 31 листа, не менее 300 кадров в листе). Вероятности сглаживали медианным фильтром 0,25 с, порог выбирали по F1 во вложенной кросс-валидации по обучающим сессиям, качество оценивали по покадровой F1 на отложенных сессиях.

Данные. Открытый набор данных [6] включал 20 десятиминутных сессий мышей в открытом поле с разметкой стоек с опорой и без опоры тремя экспертами. Эталоном для обучения служило согласие не менее двух экспертов. Для оценки детекторы и каждого эксперта сравнивали с консенсусом двух других экспертов и усредняли по трем экспертам и сессиям. Детектор проверяли с отложением одной сессии, а вклад пространственных признаков оценивали в пятиблочной кросс-валидации по сессиям парным критерием Уилкоксона. Собственные данные: 15 сессий семи мышей с минископом на голове в пяти аренах с различной геометрией, размеченные одним экспертом. Сессии одной мыши могли попадать и в обучение, и в тест. Для проверки переноса открытые видео обработали нашей моделью трекинга.

[§§] *Анохин Константин Владимирович* — директор ИПИМ МГУ, д.м.н., академик РАН, e-mail: k.anokhin@gmail.com, ORCID: 0000-0003-4437-6002.

Anokhin Konstantin Vladimirovich — Director, IABS MSU; DSc (Medicine), Full Member of the Russian Academy of Sciences.

Результаты. На открытом наборе данных исходный эвристический детектор Sphynx показал F1 = 0,54 (порог подобран по каждой сессии), обучаемый детектор достиг 0,84 для всех стоек, 0,90 для стоек с опорой и 0,63 для стоек без опоры, а третий эксперт 0,85, 0,88 и 0,71. Без пространственных признаков F1 снизился на 0,05, 0,07 и 0,08 (хуже в 20, 20 и 19 сессиях из 20, $p < 0{,}001$ для каждого класса). На записях мышей с минископом детектор, обученный на остальных сессиях, превосходил исходный алгоритм в каждой из 14 сессий со стойками (среднее F1 0,56 против 0,29) и обнаруживал 75 % из 572 размеченных стоек. Детектор, обученный только на открытых данных, дал на наших записях F1 = 0,34, а добавление открытых данных к нашим не улучшило результат (0,56).

Обсуждение. Признаки пространственного контекста из существующей разметки арены внесли существенный вклад в точность детекции, особенно для стоек без опоры. Детектор, обученный на открытых данных, уступает детектору, обученному на собственных записях, поэтому для нового сетапа нужна собственная разметка. Оценка F1 на собственных данных ограничена разметкой одним экспертом. Тот же подход применим к грумингу и обнюхиванию объектов.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Некоммерческого Фонда развития науки и образования «Интеллект».

Список литературы

[1] A. Mathis, P. Mamidanna, K. M. Cury, et al., “DeepLabCut: markerless pose estimation of user-defined body parts with deep learning”, *Nature Neuroscience*, **21** (2018), 1281–1289. DOI: 10.1038/s41593-018-0209-y.

[2] N. L. Goodwin, J. J. Choong, S. Hwang, et al., “Simple Behavioral Analysis (SimBA) as a platform for explainable machine learning in behavioral neuroscience”, *Nature Neuroscience*, **27** (2024), 1411–1424. DOI: 10.1038/s41593-024-01649-9.

[3] C. Weinreb, J. E. Pearl, S. Lin, et al., “Keypoint-MoSeq: parsing behavior by linking point tracking to pose dynamics”, *Nature Methods*, **21** (2024), 1329–1339. DOI: 10.1038/s41592-024-02318-2.

[4] C. J. Gabriel, Z. Zeidler, B. Jin, et al., “BehaviorDEPOT is a simple, flexible tool for automated behavioral detection based on markerless pose tracking”, *eLife*, **11** (2022), e74314. DOI: 10.7554/eLife.74314.

[5] V. Plusnin, O. Ivashkina, N. Pospelov, et al., “Sphynx: An Automated Behavioral Analysis Tool for Neuronal Selectivity Identification”, 2024 Sixth International Conference Neurotechnologies and Neurointerfaces (CNN), 2024, 156–159. DOI: 10.1109/cnn63506.2024.10705840.

[6] O. Sturman, L. von Ziegler, C. Schläppi, et al., “Deep learning-based behavioral analysis reaches human accuracy and is capable of outperforming commercial solutions”, *Neuropsychopharmacology*, **45** (2020), 1942–1952. DOI: 10.1038/s41386-020-0776-y.

Статья поступила 8 октября 2026 г.

Detailed behavioral analysis across animal species: spatial context in trainable detectors of behavioral acts

V. V. Plusnin, A. A. Ivanova, O. I. Ivashkina, N. A. Pospelov, O. S. Rogozhnikova, N. P. Savelev, K. A. Toropova, K. V. Anokhin

We integrated a trainable rearing detector into the Sphynx behavioral-analysis platform, combining kinematic features with spatial information from arena annotation. On a public dataset, against the consensus of two experts, the detector achieved frame-level F1 = 0.84, compared with 0.54 for the original rule-based detector and 0.85 for the third expert. Spatial features contributed substantially to classification performance.

Keywords: behavioral analysis, pose estimation, behavioral annotation, gradient boosting.

References

[1] A. Mathis, P. Mamidanna, K. M. Cury, et al., "DeepLabCut: markerless pose estimation of user-defined body parts with deep learning", *Nature Neuroscience*, **21** (2018), 1281–1289. DOI: 10.1038/s41593-018-0209-y.

[2] N. L. Goodwin, J. J. Choong, S. Hwang, et al., "Simple Behavioral Analysis (SimBA) as a platform for explainable machine learning in behavioral neuroscience", *Nature Neuroscience*, **27** (2024), 1411–1424. DOI: 10.1038/s41593-024-01649-9.

[3] C. Weinreb, J. E. Pearl, S. Lin, et al., "Keypoint-MoSeq: parsing behavior by linking point tracking to pose dynamics", *Nature Methods*, **21** (2024), 1329–1339. DOI: 10.1038/s41592-024-02318-2.

[4] C. J. Gabriel, Z. Zeidler, B. Jin, et al., "BehaviorDEPOT is a simple, flexible tool for automated behavioral detection based on markerless pose tracking", *eLife*, **11** (2022), e74314. DOI: 10.7554/eLife.74314.

[5] V. Plusnin, O. Ivashkina, N. Pospelov, et al., "Sphynx: An Automated Behavioral Analysis Tool for Neuronal Selectivity Identification", 2024 Sixth International Conference Neurotechnologies and Neurointerfaces (CNN), 2024, 156–159. DOI: 10.1109/cnn63506.2024.10705840.

[6] O. Sturman, L. von Ziegler, C. Schläppi, et al., "Deep learning-based behavioral analysis reaches human accuracy and is capable of outperforming commercial solutions", *Neuropsychopharmacology*, **45** (2020), 1942–1952. DOI: 10.1038/s41386-020-0776-y.

Received on October 8, 2026