

**СИСТЕМЫ ПОВЕДЕНЧЕСКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ ЖИВОТНЫХ, ОСНОВАННЫЕ НА СЕНСОРНЫХ ТЕХНОЛОГИЯХ**  
**Behavioral classification systems for farm animals based on sensor technologies**

**А. А. Воронова**, студент

Уральский государственный аграрный университет  
(Екатеринбург, ул. Карла Либкнехта, 42)

**Е. Г. Скворцова**, кандидат экономических наук

Уральский государственный аграрный университет  
(Екатеринбург, ул. Карла Либкнехта, 42)

Уральский государственный экономический университет  
(Екатеринбург, ул. 8 Марта, 62)

*Рецензент:* О. В. Чепуштанова, кандидат биологических наук

**Аннотация**

Системы мониторинга активности в режиме реального времени и на долгосрочной основе в точном животноводстве обладают огромным потенциалом для улучшения благосостояния и увеличения продуктивности сельскохозяйственных животных. Однако некоторые из самых больших проблем для систем долгосрочного мониторинга связаны с «концептуальным дрейфом», который возникает, когда системы сталкиваются со сложными новыми или изменяющимися условиями и / или в сценариях, где данные обучения неточно отражают данные измерений в реальном времени.

**Ключевые слова:** точное животноводство, машинное обучение, мониторинг поведения.

**Summary**

Real-time and long-term behavioral monitoring systems in precision animal husbandry have enormous potential to improve the welfare and productivity of farm animals. However, some of the biggest challenges for long-term monitoring systems relate to “conceptual drift,” which occurs when systems encounter complex new or changing conditions and/or in scenarios where training data does not accurately reflect real-time measurement data.

**Keywords:** precision farming, machine learning, behavior monitoring.

Поскольку животные выражают свое внутреннее состояние через активность, изменения в указанном поведении могут использоваться для выявления ранних признаков проблем, например, со здоровьем животных. Постоянное наблюдение за поголовьем со стороны персонала непрактично в коммерческих условиях в той степени, которая требуется для выявления изменений в поведении, необходимых для раннего вмешательства. Особенно это актуально для многочисленных групп животных в свиноводстве, птицеводстве, овцеводстве, беспривязном содержании крупного рогатого скота и т.д. Поэтому разработаны автоматизированные системы мониторинга поведения. Однако недостаточно собрать данные, важно верно их классифицировать. С этой целью были разработаны различные системы для автоматической классификации повседневной жизнедеятельности животных. Однако сфера применения таких систем ограничена лабораторными исследованиями. Кроме того, эти системы не сопоставимы напрямую из-за большого разнообразия в их конструкции (например, количество

датчиков, размещение датчиков, среды сбора данных, методы обработки данных, набор функций, классификаторы, методы перекрестной проверки).

Системы поведенческой классификации, основанные на сенсорных технологиях, таких как акселерометры, гироскопы и магнитометры, позволили получить более глубокое понимание поведения, перемещений и социальных взаимодействий сельскохозяйственных животных [1, 2, 3]. В животноводстве [4] сенсорные технологии могут оказать положительное влияние на принятие верных управленческих решений, предоставляя полезную информацию о поведении и состоянии здоровья в режиме реального времени. Автоматизированная система поведенческого мониторинга может использоваться для улучшения здоровья и благополучия животных путем выявления ранних изменений в стандартном поведении. Например, Мэтьюз и др. [5] смогли найти изменения в поведении свиней с помощью автоматизированной системы слежения с глубинными видеокамерами. Обнаружены различия в дисперсии асимметрии и ускорении движения вперед между хромыми и не хромыми коровами с использованием датчика на основе 3D-акселерометра, а Чапиналь и др. [6] смогли идентифицировать ранние признаки хромоты, используя уровни активности, полученные с помощью 3D-акселерометров.

Несмотря на недавние достижения в нескольких системах обнаружения заболеваний, по-прежнему существуют практические и технические проблемы при создании полноценной системы мониторинга сельскохозяйственных животных в режиме реального времени и на долгосрочной основе. Среди некоторых технологических проблем - вычислительная мощность, энергопотребление и передача данных, которые влияют на срок службы решения. Возможные подходы к решению проблем энергопотребления и вычислительной мощности включают, среди прочего, оптимальный выбор алгоритма, размер выборки, размер окна и положение датчика. Тем не менее, использование встроенных вычислений для классификации «на устройстве» является гораздо более экономной стратегией, чем затраты энергии на передачу данных, которые на порядок превышают затраты на вычисления.

Помимо энергетических соображений, одной из самых больших остающихся технических проблем для долгосрочного развернутого поведенческого мониторинга является «концептуальный дрейф» [7], который происходит в основном в динамически изменяющихся условиях. Более конкретно, смещение концепции происходит, когда системе требуется адаптироваться к изменению распределения данных в рамках концепции. В классических задачах контролируемой классификации обычно предполагается, что данные в расчетной модели выбираются случайным образом из того же распределения, что и точки, которые будут классифицированы в будущем. Это совершенно нереалистично, и, как отметили Ходли и др. [8], «высокая производительность на тестовом образце не гарантирует высокой производительности на будущих образцах, все меняется».

Внутренняя динамическая природа многих различных задач классификации может повлиять на производительность будущих тестов.

Концептуальный дрейф – хорошо известное явление в таких отраслях, как безопасность, полиция (обнаружение мошенничества, инсайдерской торговли и т.д.), финансы (т. е. прогнозирование банкротства и т.д.) и других [9]. Однако исследователи в области распознавания активности человека (HAR) лишь недавно начали учитывать это явление при разработке систем классификации. Например, Абдалла и др. [10] разработали алгоритм HAR, который учитывает меняющиеся потоки данных для классификации сидения, лежания, ходьбы и стояния с высоким уровнем точности (93,1%, 99,2%, 70,4% и 61,3% соответственно). Аналогичным образом Теннант и др. [11] разработали классификатор ближайшего соседа по микро-

кластеру для потоков данных о таких видах деятельности, как езда на велосипеде, сидение, стояние, подъем по лестнице, спуск по лестнице и ходьба, с общей точностью до 94,03%. Одним из ярких примеров нестационарной проблемы обучения является то, что система обучается в одних условиях, а тестируется в других (т. е. в лабораторных условиях по сравнению с реальными условиями). Например, Авайс и др. [12] выявил разрыв в производительности систем классификации физической активности между лабораторными и реальными сценариями. Аналогичным образом, было показано снижение производительности алгоритма классификации HAR, когда применяемые действия выполнялись в ограниченных и неограниченных условиях. Поведенческая классификация животных также может демонстрировать расхождения в показателях, учитывая различия в окружающей среде. Такие расхождения могут быть вызваны различиями в животных (возраст, порода, пол, физиологическое состояние и т.д.) и характеристиках окружающей среды (особенности конкретных животноводческих хозяйств, рельеф местности и т.д.). Сообщалось о расхождениях в эффективности классификации поведения с использованием шагомеров, во многом похожих на устройства IceTag, с относительно высокими (35%) значениями несоответствия между количеством шагов. Устройство IceTag позволяет измерять интенсивность поведенческих актов - лежания, стояния и активности в процентах, но оно не измеряет поведение лежа, стоя и двигаясь напрямую, поскольку движения тела, происходящие в положении лежа (например, смена положения) и стоя (например, чесание), регистрируются как активность. Го и др. сообщили о различиях в эффективности классификации поведения овец на пастбище с разной высотой травостоя [13]. Рахман и др. [14] и Смит и др. [15] показали, что отсутствие соответствия характеристик между датчиками может привести к низкой точности классификации поведения животных. Эти примеры подчеркивают важность тщательного учета выходных показателей систем поведенческих классификаторов в различных условиях при их использовании для вывода дополнительной поведенческой информации. Возможное решение проблемы такого рода явлений – использовать методы, которые включают в архитектуру «концептуальный дрейф». Насколько известно, «концептуальный дрейф» не учитывался при разработке системы мониторинга поведения с использованием датчиков и электронных систем, переносимых животными.

Доступные в научных публикациях решения, касающиеся дрейфа концепций, можно разделить на две архитектурные группы [16]: одна использует модель, которая постоянно адаптируется к изменяющимся условиям, но имеет риск забыть уже изученные концепции (эффект катастрофического забывания), и другая архитектура, которая включает сохранение предыдущих знаний и вновь изученных концепций. Для эффективной борьбы с концептуальным дрейфом были предложены гибкие архитектурные системы, основанные на последнем, включая гибридные системы, сочетающие автономные и онлайн-алгоритмы обучения [16]. В этих гибридных системах автономный алгоритм полностью статичен и предварительно обучается на основе автономной информации, в то время как онлайн-алгоритм продолжает обучение на протяжении всего срока развертывания, используя оперативную информацию. Таким образом, в гибридной офлайн - и онлайн-системе онлайн-алгоритм обрабатывает изменения в распределении данных, в то время как классификатор, обученный офлайн, обеспечивает классификацию на основе уже полученных знаний. Однако поведение животных, естественно, является нестационарной проблемой обучения, поскольку распределение по классам может меняться с течением времени. В таких системах оптимальная комбинация отдельных классификаторов может помочь повысить производительность и может быть выполнена с использованием нескольких различных методов, таких как эвристика, ите-

рациональная оптимизация и недавно разработанные процедуры теории игр, или с помощью мета-деревьев принятия решений.

Анализ собранных данных имеет большое значение для правильной интерпретации и оценки поведения сельскохозяйственных животных. Важно верно классифицировать полученную информацию. Современные цифровые технологии, а именно, машинное обучение позволяет решить данные проблемы.

### Библиографический список

1. *McGowan J., Beger M., Lewison R. L., Harcourt R., Campbell H., Priest M.* Integrating research using animal-borne telemetry with the needs of conservation management // *J. Appl. Ecol.* 2016. № 54. P. 423-429.
2. *Valletta J. J., Torney C., Kings M., Thornton A., Madden J.* Applications of machine learning in animal behaviour studies // *Anim. Behav.* 2017. № 124. P. 203-220.
3. *Neethirajan S.* Recent advances in wearable sensors for animal health management // *Sens. Bio-Sens. Res.* 2017. № 12. P. 15-29.
4. *Jukan A., Masip-Bruin X., Amla N.* Smart computing and sensing technologies for animal welfare: A systematic review // *ACM Comput. Surv.* 2017. № 50. P. 10.
5. *Matthews S. G., Miller A. L., PlitÖz T., Kyriazakis I.* Automated tracking to measure behavioural changes in pigs for health and welfare monitoring // *Sci. Rep.* 2017. № 7. P. 17582.
6. *Chapinal N., de Passillé A. M., Pastell M., Hänninen L., Munksgaard L., Rushen J.* Measurement of acceleration while walking as an automated method for gait assessment in dairy cattle // *J. Dairy Sci.* 2011. № 94. P. 2895-2901.
7. *Mermillod M., Bugajska A., Bonin P.* The stability-plasticity dilemma: Investigating the continuum from catastrophic forgetting to age-limited learning effects // *Front. Psychol.* 2013. № 4. P. 504.
8. *Hoadley B.* Comment on “Statistical modeling: The two cultures” // *L. Breiman. Stat. Sci.* 2001. № 16. P. 220-224.
9. *Жлиобайте И., Печеницкий М., Гама Дж.* Обзор приложений для концептуального дрейфа // *Анализ больших данных: новые алгоритмы для нового общества.* 1-е изд. / Джаркович Н., Стефановски Дж., ред., Springer International Publishing: Cham, Швейцария. 2016. Т. 16. С. 91-114.
10. *Abdallah Z. S., Gaber M. M., Srinivasan B., Krishnaswamy S.* Any Novel: Detection of novel concepts in evolving data streams // *Evol. Syst.* 2016. № 7. P. 73-93.
11. *Tennant M., Stahl F., Rana O., Gomes J. B.* Scalable real-time classification of data streams with concept drift // *Future Gener. Comput. Syst.* 2017. № 75. P. 187-199.
12. *Awais M., Palmenini L., Bourke A. K., Ihlen E. F., Helbostad J. L., Chiari L.* Performance evaluation of state of the art system for physical activity classification of older subjects using inertial sensors in a real life scenario // *A benchmark study. Sensors.* 2016. № 16. P. 2105.
13. *Guo L., Welch M., Dobos R., Kwan P., Wang W.* Comparison of grazing behavior of sheep on pasture with different sward heights using and inertial measurement unit sensors // *Comput. Electron. Agric.* 2018. № 150. P. 394-401.
14. *Rahman A., Smith D.V., Little B., Ingham A. B., Greenwood P. L., Bishop-Hurley G. J.* Cattle behaviour classification from collar, halter, and ear tag sensors // *Inf. Process. Agric.* 2018. № 5. P. 124-133.

15. Смит Д., Литтл Б., Гринвуд П. И., Валенсия П., Рахман А., Ингхэм А., Бишоп-Херли Г., Шахрияр С., Хелликар А. Исследование характеристик, полученных на основе датчиков, в моделях классификации поведения крупного рогатого скота: материалы конференции IEEE Sensors 2015. Пусан, Корея. 2015. № 11. Р. 1-4.

16. Fischer L., Hammer B., Wersing H. Combining offline and online classifiers for life-long learning // Proceedings of the 2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Killarney, Ireland. 2015. July. P. 12-17.