

doi: 10.17586/2226-1494-2025-25-2-295-302

УДК 004.021

Предобработка траекторий ключевых точек скелета в задаче автоматизации регистрации поведения лабораторных животных

Дмитрий Игоревич Краснов¹✉, Максим Александрович Волинский²,
Александр Алексеевич Гусев³

^{1,2,3} Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация

¹ dmitriy_krasnov@outlook.com✉, <https://orcid.org/0009-0003-9469-6618>

² maxim.volynsky@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-1679-4450>

³ gusew@internet.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2437-8537>

Аннотация

Введение. Автоматизация регистрации поведения лабораторных животных необходима для упрощения проведения поведенческих тестов в исследованиях в области патофизиологии и реабилитации. Регистрация поведения чаще всего выполняется с помощью анализа траекторий ключевых точек скелета. При этом существующие методы привязаны к конкретному виду животного, выбранным скелетным точкам и набору движений для распознавания. В настоящее время отсутствует математическая формулировка задачи, а алгоритмы фильтрации полученных траекторий недостаточно исследованы. В работе создан набор данных для детекции ключевых точек крыс линии Wistar и выполнена оценка алгоритмов фильтрации траекторий по зашумленным измерениям. При этом в данной задаче важна не только близость отфильтрованной траектории к реальной, но и гладкость полученной кривой. **Метод.** В рассмотренной скелетной модели крысы выбраны 13 точек, позволяющих оценить ее поведение по траекториям. Полученный набор данных позволяет обучить сверточную нейронную сеть для детекции ключевых точек скелета. Представлено математическое описание динамики движения точек между кадрами для использования в фильтре Калмана. Проведено сравнение четырех алгоритмов фильтрации по критериям точности и гладкости кривой. **Основные результаты.** Разработана методика построения ковариационной матрицы шума детектора по анализу ошибок детекции ключевых точек. Показана применимость фильтра Калмана в задаче оценки траекторий ключевых точек скелета по зашумленным измерениям. Сравнение алгоритмов фильтрации показало, что в данной задаче лучшие результаты показывает Unscented фильтр Калмана с нелинейной моделью и фильтр скользящего среднего. **Обсуждение.** Полученное математическое описание динамики движения ключевых точек скелета может быть использовано для оценки реальной траектории по зашумленным измерениям. При этом описанные методы применимы не только для лабораторных животных, но и для человека. Результаты оценки нескольких алгоритмов фильтрации могут в дальнейшем облегчить выбор алгоритма для использования в подобных задачах. Предобработка траекторий поможет в будущем уменьшить ошибки классификатора поведения и повысить его точность.

Ключевые слова

компьютерное зрение, лабораторные животные, классификация поведения, анализ траекторий, сглаживание траекторий, фильтр Калмана, фильтр скользящего среднего

Благодарности

Авторы выражают благодарность д.м.н. Алексею Андреевичу Шмону (Первый Санкт-Петербургский государственный медицинский университет им. акад. И.П. Павлова) за постановку задачи и предоставление записей видеонаблюдения за поведением крыс.

Ссылка для цитирования: Краснов Д.И., Волинский М.А., Гусев А.А. Предобработка траекторий ключевых точек скелета в задаче автоматизации регистрации поведения лабораторных животных // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2025. Т. 25, № 2. С. 295–302. doi: 10.17586/2226-1494-2025-25-2-295-302

Preprocessing of skeletal keypoints trajectories in the task of laboratory animal behavior recording automation

Dmitrii I. Krasnov^{1✉}, Maxim A. Volynsky², Alexander A. Gusev³

^{1,2,3} ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation

¹ dmitriy_krasnov@outlook.com✉, <https://orcid.org/0009-0003-9469-6618>

² maxim.volynsky@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-1679-4450>

³ gusev@internet.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2437-8537>

Abstract

The automation of action recognition in laboratory animals is a crucial step in simplifying behavioral tests in the fields of pathophysiology and rehabilitation research. The most common method of action recognition is to analyze the trajectories of key skeletal points. However, the existing methods are strongly tied to the specific animal species, selected skeletal points, and set of activities to be recognized. Furthermore, there is a dearth of mathematical formulations of this problem and research on algorithms for filtering obtained trajectories. The research task involves the collection of a dataset for key points detection of Wistar rats and evaluation of algorithms for filtering trajectories from noisy measurements. In considered skeletal model of the rat, a total of thirteen points were selected for the purpose of estimating the behavior along trajectories. A mathematical description of the dynamics of point movement between frames for use in a Kalman filter is provided. Four filtering algorithms are evaluated in terms of accuracy and curve smoothness. The technique of constructing the covariance matrix of the detector noise by analyzing the key point detection errors is developed. The comparison of filtering algorithms shows that the Unscented Kalman filter with nonlinear model and moving average filter yield the most optimal results in this task. The findings of this study allow the use of a mathematical description of system dynamics to estimate the actual trajectory from noisy measurements. Furthermore, the described methodologies are not exclusive to laboratory animals, but can also be applied to human subjects.

Keywords

computer vision, laboratory animals, behavior classification, trajectory analysis, trajectory smoothing, Kalman filter, moving average filter

Acknowledgements

The authors are grateful to M.D., D.Sc. (Medicine) Alexey Andreevich Shmonin (First Pavlov State Medical University of St. Petersburg) for setting the task and providing video recordings of rats' behavior.

For citation: Krasnov D.I., Volynsky M.A., Gusev A.A. Preprocessing of skeletal keypoints trajectories in the task of laboratory animal behavior recording automation. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2025, vol. 25, no. 2, pp. 295–302 (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2025-25-2-295-302

Введение

Лабораторные животные активно используются для изучения механизмов возникновения и протекания различных заболеваний человека, исследования и разработки возможных подходов к лечению. Крысы широко применяются в исследованиях, направленных на лечение инсульта, поскольку физиология крыс позволяет в лабораторных условиях воспроизводить состояния, аналогичные человеческим. В большинстве опытов с моделированием инсульта у крыс развиваются симптомы в виде слабости в передней и задней лапах с одной стороны, снижения поведенческой активности и координации движений. Однако через некоторое время все симптомы проходят, а по неврологическим тестам изменения не выявляются. Наблюдения за животными в течение времени показали, что крыса не ухаживает за собой, мало двигается, меньше взаимодействует с другими крысами. Похожие наблюдения можно сделать у людей при инсульте, инфаркте миокарда, онкологических заболеваниях и хронических болях. Таким образом, формируется инвалидность, где причиной потери навыков являются как симптомы заболевания, так и потеря деятельности, т. е. вторичные изменения. При этом поведенческие изменения у крыс в процессе реабилитации не являются до конца изученными, поскольку для каждого заболевания и каждой особи характерны уникальные поведенческие профили.

Например, в работе [1] исследовано качество моделей в экспериментах инсульта у крыс и сделан вывод о том, что в данной области не хватает поведенческих тестов. В работах [2, 3] сделан акцент в необходимости автоматизации для повышения воспроизводимости поведенческих тестов, поскольку чаще всего такие тесты выполняются научными сотрудниками вручную.

В настоящее время существует ряд способов регистрации поведения лабораторных животных методами компьютерного зрения. Подавляющее большинство из них основывается на анализе пространственно-временной информации, полученной из последовательности изображений. В качестве такой информации наиболее часто выступают траектории ключевых точек, образующих скелетную модель животного [4] или человека [5]. В существующих подходах к определению ключевых точек лабораторных животных для последующей регистрации поведения возникает большое количество особенностей.

Главная особенность — ограниченность применения того или иного решения в рамках конкретной задачи вместе с большой вариативностью таких задач (в зависимости от вида лабораторных животных). В задачах регистрации поведения грызунов вариативность исходит из вида животного (крысы или мыши), цвета (белый, черный, серый или пятнистый) и количества особей (одна, две или более). Например, в работе [6] рассмотрены взаимодействия черной и белой мышей, в [7] выполнен анализ поведения черной и коричневой

мышей, а в [8] — поведение пятнистой темной крысы и т. п. В результате предложенные методы определения ключевых точек не способны работать с особями, отличными от тех, на изображениях которых обучалась модель. Ситуацию усложняет возможное наличие посторонних объектов в клетке с животными (миски с едой и водой, домики и т. д.).

Вторая особенность — определение ключевых точек, образующих скелет. Чаще всего определяемый скелет включает в себя нос, глаза, уши, крайние точки пояса задних конечностей и основание хвоста [9], но может включать и другие точки, такие как отделенные точки позвоночника, середина и кончик хвоста, пояс передних конечностей. При этом каждый существующий метод использует уникальный набор точек, что усложняет их адаптацию.

Третья особенность — ракурс. Чаще всего для регистрации ключевых точек используется одиночная камера с ракурсом снизу-вверх [7] или сверху-вниз [6], при этом точки распознаются в 2D пространстве. Однако существуют методы [10], использующие несколько камер с последующей обработкой для реконструкции трехмерной траектории. Перечисленные особенности приводят к тому, что в случае существенного отличия в постановке задачи (другой цвет крысы, другое расположение камеры и т. п.), детектор не способен с достаточной точностью находить требуемые ключевые точки, что приводит к необходимости сбора нового набора данных.

Немаловажным фактором для правильной регистрации поведения является гладкость траекторий точек скелета. Движение крысы между кадрами можно охарактеризовать как отрывистое с частым изменением направления. Это приводит к тому, что траектории точек и их производные не являются гладкими. Такие выбросы вместе с погрешностью детектора точек могут привести к ложным срабатываниям классификатора поведения. В работе [10] показано, что фильтрация точек скелета необходима для более точного определения их положения в кадре. Для фильтрации и сглаживания траекторий в задачах трекинга часто используется фильтр Калмана с соответствующей математической моделью движения [11, 12]. Однако такой подход ранее не применялся в задаче трекинга точек скелета лабораторных животных.

Таким образом, в настоящей работе рассматривается задача фильтрации траекторий ключевых точек скелета, которые в будущем будут использоваться для классификации поведения взрослых особей крыс линии Wistar обоих полов. Целями работы являются математическое описание кинематики движения ключевых точек крысы и сравнительный анализ границ применимости существующих алгоритмов фильтрации для данной задачи. Для этого использовались две модели движения: линейная модель равноускоренного движения с линейным фильтром Калмана и нелинейная модель Constant Turn Rate and Acceleration (CTRA) [13] с Unscented Kalman Filter (UKF) [14]. Для сравнения с описанными выше методами была выполнена фильтрация с помощью One Euro Filter [15] и фильтра скользящего среднего.

Поскольку задача анализа поведения крыс является достаточно специфической, в работе использовался собранный и размеченный вручную набор данных, на котором обучался детектор ключевых точек.

Описание ключевых точек скелета крысы

Для обучения детектора ключевых точек был собран и размечен набор данных, содержащий изображения особей крыс Wistar. Скелетная модель крысы состоит из 13-ти точек: нос (1); правый и левый глаз (2 и 3); правое и левое ухо (5 и 6); средняя точка головы (4); средняя точка пояса передних конечностей (7); средняя точка позвоночника (8); правая и левая передняя конечность (9 и 10); основание хвоста (11); правая и левая задняя конечность (12 и 13). Отметим, что в аналогичных работах [7–9] для анализа поведения выбраны разные ключевые точки, что определяется конкретной задачей, однако некоторые точки совпадают. В настоящей работе ключевые точки скелета выбраны после консультации с экспертом, который их использует для визуального определения поведения крысы. Пример расположения точек скелета на крысе представлен на рис. 1. Данные были размечены в программе Computer Vision Annotation Tool (CVAT). Итоговый набор данных содержит 1762 изображения разрешением 1060×548 пикселей с соответствующими аннотациями ключевых точек.

Для определения координат ключевых точек скелета на видео была обучена сверточная нейронная сеть YOLOv8m [16] на итоговом наборе данных. На рис. 2 представлена столбчатая диаграмма дисперсий ошибок обученной модели для координат x и y каждой ключевой точки скелета. Дисперсия ошибок для одной ключевой точки вычислялась по формуле

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\Delta x_i - \Delta x_m)^2,$$

где N — количество изображений в выборке; Δx_i — разность между истинным и предсказанным сверточной сетью положением ключевой точки по координате x на i -ом изображении из выборки; Δx_m — среднее значение Δx для всех изображений из выборки.

Для координаты y дисперсия ошибок вычислена аналогично. Эти дисперсии могут использоваться для

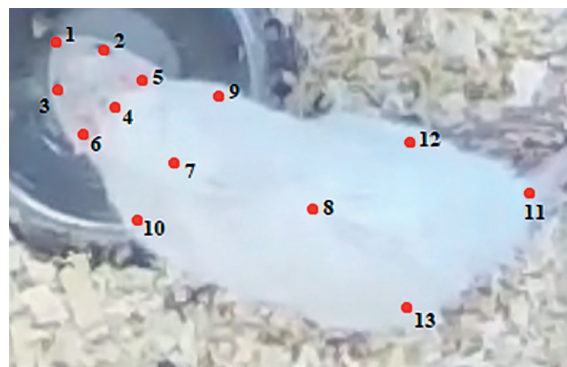


Рис. 1. Расположение точек скелета на крысе

Fig. 1. Skeletal points position on the rat



Рис. 2. Диаграмма дисперсий ошибок детектора

Fig. 2. Diagram of detector errors variances

оценки точности детектора ключевых точек, а также для построения ковариационной матрицы шума измерения в фильтре Калмана.

Математическая постановка задачи фильтрации траекторий ключевых точек

Траектории движения точек скелета крысы на последовательности изображений не являются гладкими. Это происходит из-за переменного резкого движения крысы в совокупности с ошибками детектора точек. Перед классификацией поведения такие траектории необходимо обработать, чтобы исключить влияние выбросов на результат. Для этого можно использовать линейный фильтр Калмана [17] с линейной моделью движения. Фильтр Калмана широко используется в задачах, где необходима оценка неизмеряемых переменных состояния и фильтрация зашумленных показаний детектора.

Сделаем допущение, что точки скелета крысы имеют постоянное ускорение между кадрами, т. е. между измерениями. Тогда их движение можно считать равноускоренным и описать соответствующим кинематическим уравнением. Представим вектор состояния i -ой точки скелета крысы как вектор-столбец

$$\mathbf{p}_i = [x \quad y \quad v_x \quad v_y \quad a_x \quad a_y]^T,$$

где x, y — координаты точки в кадре; v_x, v_y — линейные скорости; a_x, a_y — линейные ускорения; $i = \overline{1, 13}$.

Тогда модель равноускоренного движения для линейного дискретного фильтра Калмана описывается уравнением

$$\begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \mathbf{p}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_{13} \end{bmatrix}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A} & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{A} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \mathbf{p}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_{13} \end{bmatrix}_{k-1} + \mathbf{w}_k,$$

где $\mathbf{A}$ — матрица движения для одной точки; $\mathbf{w}_k$ — вектор шума процесса; k — номер итерации фильтра.

Матрица движения точки определяется как

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 & 0,5\Delta t^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 & 0,5\Delta t^2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

где Δt — интервал времени между измерениями.

Вектор измерения представляет собой вектор-столбец с координатами точек скелета, а модель измерения имеет вид

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ \vdots \\ x_{13} \\ y_{13} \end{bmatrix}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{H} & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{H} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \mathbf{p}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_{13} \end{bmatrix}_{k-1} + \mathbf{r}_k,$$

где $\mathbf{H}$ — матрица измерения для одной точки; $\mathbf{r}_k$ — вектор шума измерения.

В свою очередь матрица измерения для одной точки определяется как

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

Ковариационная матрица шума измерения состоит из дисперсий ошибок детектора для каждой координаты каждой точки на главной диагонали (рис. 2). Определим ковариационную матрицу шума процесса для одной точки скелета и для всего скелета, которая составляется вдоль главной диагонали аналогично матрице перехода $\mathbf{A}$. Пусть шум процесса определяется шумом ускорения w_a с дисперсией σ_a^2 , возникающим из-за неучтенных в модели факторов. Тогда вектор шума процесса для одной точки можно представить в виде:

$$\mathbf{w}_k = [0,5\Delta t^2 \quad 0,5\Delta t^2 \quad \Delta t \quad \Delta t \quad 1 \quad 1]^T w_a.$$

Ковариационная матрица для одной точки может быть вычислена через произведение

$$\mathbf{Q} = \text{cov}(\mathbf{w}_k) = \sigma_a^2 [0,5\Delta t^2 \quad 0,5\Delta t^2 \quad \Delta t \quad \Delta t \quad 1 \quad 1]^T \times \\ \times [0,5\Delta t^2 \quad 0,5\Delta t^2 \quad \Delta t \quad \Delta t \quad 1 \quad 1],$$

а для всех точек скелета строится аналогично матрице перехода динамической модели.

Для более подробного описания динамики точек можно воспользоваться нелинейной моделью СТРА с UKF, что широко используется для трекинга, например, маневрирующих автомобилей. Данная модель использует допущение о том, что точки скелета крысы перемещаются с постоянным линейным ускорением и угловой скоростью. Тогда вектор состояния i -ой точки скелета можно представить в виде:

$$\mathbf{p}_i = [x \quad y \quad v \quad a \quad \varphi \quad \omega]^T,$$

где v — линейная скорость; a — линейное ускорение; φ — угол между вектором скорости и осью OX ; ω — угловая скорость поворота.

Модель СТРА с UKF движения точки скелета описывается уравнениями, приведенными в работе [13]. Модель измерения и ковариационная матрица шума измерения аналогичны линейной модели.

Методы

Описанные в разделе «Математическая постановка задачи фильтрации траекторий ключевых точек» линейная и нелинейная кинематические модели движения использовались для построения линейного фильтра Калмана [17] и UKF. Для сравнения с фильтрами Калмана были взяты более простые фильтры, такие как One Euro фильтр и фильтр скользящего среднего. Координаты ключевых точек скелета на каждом кадре определялись с помощью предварительно обученной сверточной нейронной сети на размеченном наборе данных (рис. 2). Совокупность координат ключевых точек на последовательных кадрах видеозаписи формировали траектории этих ключевых точек, которые затем фильтровались перечисленными фильтрами.

Фильтры реализованы на языке программирования Python с использованием библиотек NumPy и PyTorch. Вычисления проводились на процессоре Intel Core i7-11700F, обучение сверточной нейронной сети — на NVIDIA GeForce RTX 3060 12GB.

Для сравнительного анализа алгоритмов фильтрации траекторий точек скелета была выбрана последовательность из 900 изображений, где крыса непрерывно перемещается в клетке. Для анализа использовалась наиболее часто перемещающаяся точка крысы — нос. В эксперименте оценивались близость отфильтрованной траектории к истинной траектории и гладкость. Близость траектории определялась по евклидовому расстоянию между точкой отфильтрованной траектории и точкой истинной траектории на каждом кадре (ошибка)

$$\Delta e = \sqrt{(x_{pred} - x_{true})^2 + (y_{pred} - y_{true})^2},$$

где x_{pred}, y_{pred} — координаты x, y точки отфильтрованной траектории; x_{true}, y_{true} — координаты x, y точки истинной траектории.

Гладкость траектории рассчитывалась по евклидовому расстоянию между одной и той же точкой на соседних кадрах (смещение)

$$\Delta l = \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2},$$

где x_i, y_i — координаты x, y точки отфильтрованной траектории на текущем кадре; x_{i-1}, y_{i-1} — координаты x, y точки отфильтрованной траектории на предыдущем кадре.

Результаты и обсуждение

В качестве примера на рис. 3 представлены результаты фильтрации СТРА с UKF. Для остальных методов полученные траектории аналогичны. Для сравнения различных методов фильтрации была построена коробчатая диаграмма ошибок (рис. 4, а) и смещений точек между соседними кадрами (рис. 4, б). Данные диаграммы показывают точность метода фильтрации

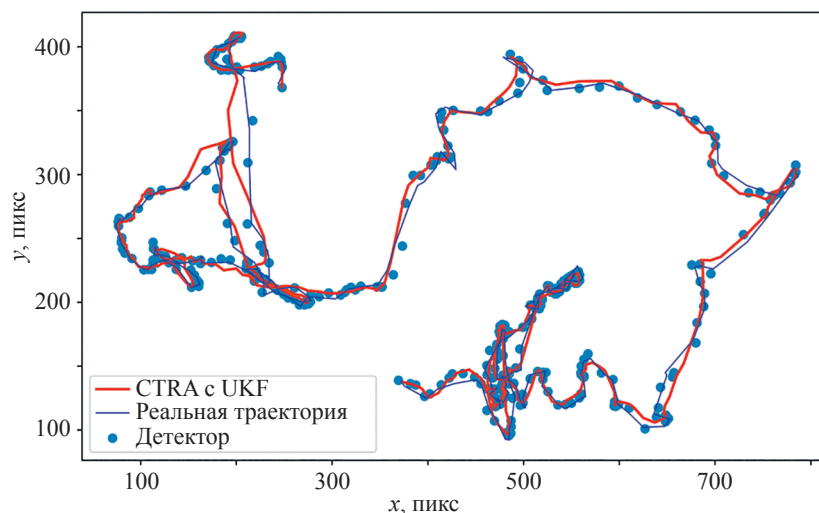


Рис. 3. Результаты фильтрации траектории UKF

Fig. 3. Results of trajectory filtering with UKF

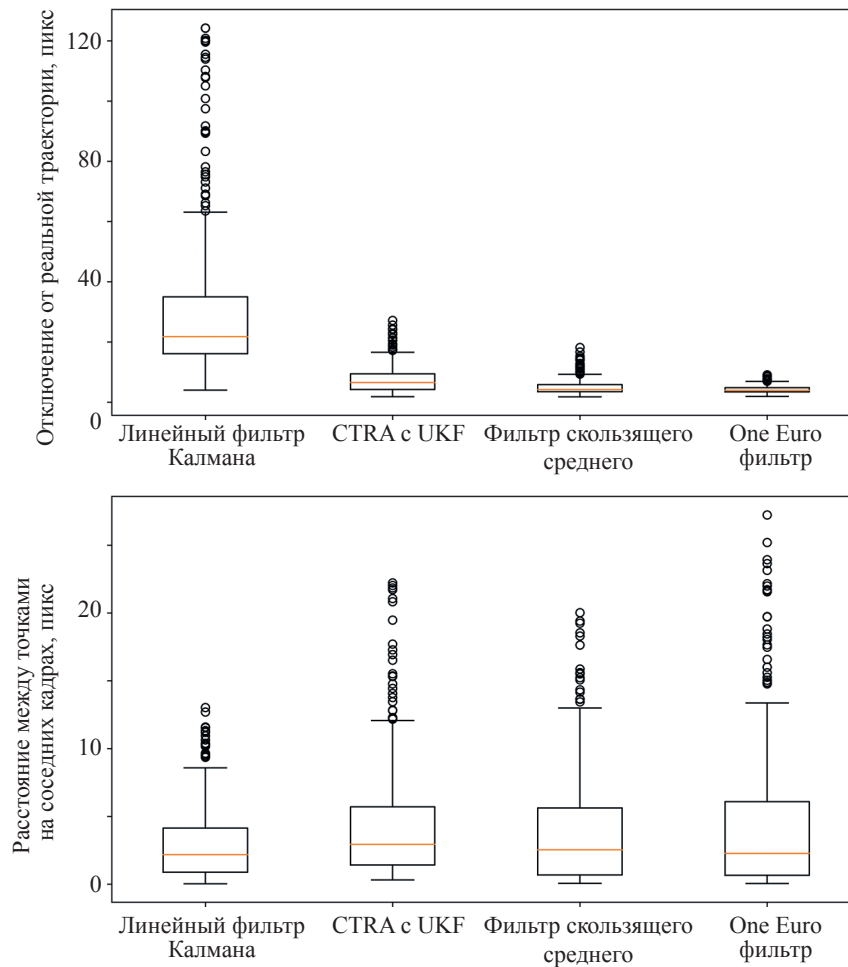


Рис. 4. Коробчатые диаграммы для сравнения фильтров: отклонение траектории (a); оценка гладкости траектории (b)

Fig. 4. Box plots for filters comparison: trajectory error (a); smoothness evaluation (b)

и гладкость отфильтрованной траектории соответственно.

На рис. 4 видно, что нелинейная модель CTRA с UKF лучше описывает сложное и изменчивое движение точек скелета крысы, чем линейная модель. Линейный фильтр Калмана не успевает перестроиться при резком изменении направления, поскольку оно меняется слишком часто. При этом нелинейная модель CTRA с UKF дает хорошее приближение даже на сложных участках с частой сменой направления и скорости. Однако можно увидеть участки, где отфильтрованная траектория значительно расходится с реальной, что также связано с длительной перестройкой фильтра. One Euro фильтр показывает лучшее приближение к реальной траектории и худшую гладкость кривой. Похожие результаты можно увидеть при использовании фильтра скользящего среднего, при этом траектория получается более гладкой. Можно заметить, что результаты фильтрации UKF и более простыми фильтрами близки. На практике выбор фильтра предполагает компромисс между точностью и гладкостью, поскольку высокая точность соответствует меньшей гладкости и наоборот. В данном случае по рис. 4 видно, что CTRA с UKF, One Euro фильтр и фильтр скользящего среднего имеют примерно близкие характеристики, однако фильтр скользящего

среднего наиболее просто реализуем, вычислительно менее сложен и позволяет распараллелить вычисления.

Заключение

В работе создан набор данных с изображениями особей крыс линии Wistar и соответствующей разметкой ключевых точек скелета, на котором обучена сверточная нейронная сеть для детекции этих точек. Проведен анализ алгоритмов предобработки траекторий точек скелета для последующей регистрации поведения крысы. Описаны математические модели динамики движения ключевых точек скелета для использования фильтра Калмана.

Результаты анализа траекторий показали, что нелинейная модель движения CTRA с UKF описывает динамику процесса движения ключевых точек скелета лучше, чем линейная модель равноускоренного движения. Более простые фильтры, такие как One Euro фильтр и фильтр скользящего среднего, также применимы в данной задаче, при этом они оказываются менее затратными вычислительно и достаточно сглаживают траекторию.

В данной работе описан вариант наблюдения за белой особью крысы Wistar с ракурса сверху-вниз.

Описанные динамические модели движения и алгоритмы фильтрации применимы для любого лабораторного животного (крысы, мыши, мухи и т. п.), наблюдаемого с ракурса сверху-вниз, поскольку от вида и цвета животного зависит только метод обнаружения ключевых точек на каждом кадре.

Перспективной задачей является расширение набора данных, включение более разнообразных активностей крысы (где она умывается, чешется, ест и т. п.) и изображений с несколькими особями вместе (особи отличаются полом и наличием или отсутствием заблеланий). Дальнейшая работа по регистрации поведения на основе отфильтрованных траекторий требует

математической постановки задачи оценки вектора состояния. Планируется классифицировать широкий набор движений, состоящий из индивидуального и социального поведения, например умывание, чесание, сон, прием пищи, драка, обнюхивание и т. п. В результате предполагается достичь достаточной точности распознавания всех классов поведения для автоматизации поведенческих тестов.

Набор данных с изображениями крыс линии Wistar, используемый в работе, является уникальным и может быть предоставлен по запросу вместе с исходным кодом (Краснов Д.И., dmitriy_krasnov@outlook.com).

Литература

1. Friedrich J., Lindauer U., Höllig A. Procedural and methodological quality in preclinical Stroke Research-A Cohort Analysis of the Rat MCAO model comparing periods before and after the publication of STAIR/ARRIVE // *Frontiers in Neurology*. 2022. V. 13. P. 834003. <https://doi.org/10.3389/fneur.2022.834003>
2. Gulinello M., Mitchell H.A., Chang Q., O'Brien W.T., Zhou Z., Abel T., Wang L., Corbin J.G., Veeraragavan S., Samaco R.C., Andrews N.A., Fagioli M., Cole T.B., Burbacher T.M., Crawley J.N. Rigor and reproducibility in rodent behavioral research // *Neurobiology of Learning and Memory*. 2019. V. 165. P. 106780 <https://doi.org/10.1016/j.nlm.2018.01.001>
3. Altun M., Bergman E., Edström E., Johnson H., Ulfhake B. Behavioral impairments of the aging rat // *Physiology & Behavior*. 2007. V. 92. N 5. P. 911–923. <https://doi.org/10.1016/j.physbeh.2007.06.017>
4. Lauer J., Zhou M., Ye S., Menegas W., Schneider S., Nath T., Rahman M.M., Di Santo V., Soberanes D., Feng G.P., Murthy V.N., Lauder G., Dulac C., Mathis M.W., Mathis A. Multi-animal pose estimation, identification and tracking with DeepLabCut // *Nature Methods*. 2022. V. 19. N 4. P. 496–504. <https://doi.org/10.1038/s41592-022-01443-0>
5. Song L., Yu G., Yuan J., Liu Z. Human pose estimation and its application to action recognition: A survey // *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2021. V. 76. P. 103055 <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2021.103055>
6. Segalin C., Williams J., Karigo T., Hui M., Zelikowsky M., Sun J.J., Perona P., Anderson D.J., Kennedy A. The Mouse Action Recognition System (MARS) software pipeline for automated analysis of social behaviors in mice // *eLife*. 2021. V. 10. P. e63720. <https://doi.org/10.7554/eLife.63720>
7. Hsu A.I., Yttri E.A. B-SOId, an open-source unsupervised algorithm for identification and fast prediction of behaviors // *Nature Communications*. 2021. V. 12. N 1. P. 5188. <https://doi.org/10.1038/s41467-021-25420-x>
8. Monsees A., Voit K.M., Wallace D.J., Sawinski J., Charyasz E., Scheffler K., Macke J.H., Kerr J.N.D. Estimation of skeletal kinematics in freely moving rodents // *Nature Methods*. 2022. V. 19. N 11. P. 1500–1509. <https://doi.org/10.1038/s41592-022-01634-9>
9. Pereira T.D., Tabris N., Matsliah A., Turner D.M., Li J., Ravindranath S., Papadoyannis E.S., Normand E., Deutsch D.S., Wang Z.Y., McKenzie-Smith G.C., Mitelut C.C., Castro M.D., D'Uva J., Kislin M., Sanes D.H., Kocher S.D., Wang S.S.H., Falkner A.L., Shaevez J.W., Murthy M. SLEAP: A deep learning system for multi-animal pose tracking // *Nature Methods*. 2022. V. 19. N 4. P. 486–495. <https://doi.org/10.1038/s41592-022-01426-1>
10. Karaschuk P., Rupp K.L., Dickinson E.S., Walling-Bell S., Sanders E., Azim E., Branton B.W., Tuthill J.C. Anipose: A toolkit for robust markerless 3D pose estimation // *Cell Reports*. 2021. V. 36. N 13. P. 109730. <https://doi.org/10.1016/j.celrep.2021.109730>
11. Kam H.C., Yu Y.K., Wong K.H. An improvement on ArUco marker for pose tracking using kalman filter // *Proc. of the 19th IEEE/ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD)*. 2018. P. 65–69. <https://doi.org/10.1109/SNPD.2018.8441049>

References

1. Friedrich J., Lindauer U., Höllig A. Procedural and methodological quality in preclinical Stroke Research-A Cohort Analysis of the Rat MCAO model comparing periods before and after the publication of STAIR/ARRIVE. *Frontiers in Neurology*, 2022, vol. 13, pp. 834003. <https://doi.org/10.3389/fneur.2022.834003>
2. Gulinello M., Mitchell H.A., Chang Q., O'Brien W.T., Zhou Z., Abel T., Wang L., Corbin J.G., Veeraragavan S., Samaco R.C., Andrews N.A., Fagioli M., Cole T.B., Burbacher T.M., Crawley J.N. Rigor and reproducibility in rodent behavioral research. *Neurobiology of Learning and Memory*, 2019, vol. 165, pp. 106780. <https://doi.org/10.1016/j.nlm.2018.01.001>
3. Altun M., Bergman E., Edström E., Johnson H., Ulfhake B. Behavioral impairments of the aging rat. *Physiology & Behavior*, 2007, vol. 92, no. 5, pp. 911–923. <https://doi.org/10.1016/j.physbeh.2007.06.017>
4. Lauer J., Zhou M., Ye S., Menegas W., Schneider S., Nath T., Rahman M.M., Di Santo V., Soberanes D., Feng G.P., Murthy V.N., Lauder G., Dulac C., Mathis M.W., Mathis A. Multi-animal pose estimation, identification and tracking with DeepLabCut. *Nature Methods*, 2022, vol. 19, no. 4, pp. 496–504. <https://doi.org/10.1038/s41592-022-01443-0>
5. Song L., Yu G., Yuan J., Liu Z. Human pose estimation and its application to action recognition: A survey. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2021, vol. 7, pp. 103055. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2021.103055>
6. Segalin C., Williams J., Karigo T., Hui M., Zelikowsky M., Sun J.J., Perona P., Anderson D.J., Kennedy A. The Mouse Action Recognition System (MARS) software pipeline for automated analysis of social behaviors in mice. *eLife*, 2021, vol. 10, pp. e63720. <https://doi.org/10.7554/eLife.63720>
7. Hsu A.I., Yttri E.A. B-SOId, an open-source unsupervised algorithm for identification and fast prediction of behaviors. *Nature Communications*, 2021, vol. 12, no. 1, pp. 5188. <https://doi.org/10.1038/s41467-021-25420-x>
8. Monsees A., Voit K.M., Wallace D.J., Sawinski J., Charyasz E., Scheffler K., Macke J.H., Kerr J.N.D. Estimation of skeletal kinematics in freely moving rodents. *Nature Methods*, 2022, vol. 19, no. 11, pp. 1500–1509. <https://doi.org/10.1038/s41592-022-01634-9>
9. Pereira T.D., Tabris N., Matsliah A., Turner D.M., Li J., Ravindranath S., Papadoyannis E.S., Normand E., Deutsch D.S., Wang Z.Y., McKenzie-Smith G.C., Mitelut C.C., Castro M.D., D'Uva J., Kislin M., Sanes D.H., Kocher S.D., Wang S.S.H., Falkner A.L., Shaevez J.W., Murthy M. SLEAP: A deep learning system for multi-animal pose tracking. *Nature Methods*, 2022, vol. 19, no. 4, pp. 486–495. <https://doi.org/10.1038/s41592-022-01426-1>
10. Karaschuk P., Rupp K.L., Dickinson E.S., Walling-Bell S., Sanders E., Azim E., Branton B.W., Tuthill J.C. Anipose: A toolkit for robust markerless 3D pose estimation. *Cell Reports*, 2021, vol. 36, no. 13, pp. 109730. <https://doi.org/10.1016/j.celrep.2021.109730>
11. Kam H.C., Yu Y.K., Wong K.H. An improvement on ArUco marker for pose tracking using kalman filter. *Proc. of the 19th IEEE/ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD)*, 2018, pp. 65–69. <https://doi.org/10.1109/SNPD.2018.8441049>

12. Buizza C., Fischer T., Demiris Y. Real-Time Multi-Person pose tracking using data assimilation // *Proc. of the IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. 2020. P. 438–447. <https://doi.org/10.1109/WACV45572.2020.9093442>
13. Svensson D. Derivation of the discrete-time constant turn rate and acceleration motion model // *Proc. of the Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications (SDF)*. 2019. P. 1–5. <https://doi.org/10.1109/SDF.2019.8916654>
14. Wan E.A., Van Der Merwe R. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation // *Proc. of the IEEE 2000 Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium*. 2000. P. 153–158. <https://doi.org/10.1109/ASSPCC.2000.882463>
15. Casiez G., Roussel N., Vogel D. 1 € filter: a simple speed-based low-pass filter for noisy input in interactive systems // *Proc. of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '12)*. 2012. P. 2527–2530. <https://doi.org/10.1145/2207676.2208639>
16. Varghese R., Sambath M. YOLOv8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness // *Proc. of the International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS)*. 2024. P. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ADICS58448.2024.10533619>
17. Kalman R.E. A new approach to linear filtering and prediction problems // *Journal of Fluids Engineering*. 1960. V. 82. N 1. P. 35–45. <https://doi.org/10.1115/1.3662552>
12. Buizza C., Fischer T., Demiris Y. Real-Time Multi-Person pose tracking using data assimilation. *Proc. of the IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, 2020, pp. 438–447. <https://doi.org/10.1109/WACV45572.2020.9093442>
13. Svensson D. Derivation of the discrete-time constant turn rate and acceleration motion model. *Proc. of the Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications (SDF)*, 2019, pp. 1–5. <https://doi.org/10.1109/SDF.2019.8916654>
14. Wan E.A., Van Der Merwe R. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation. *Proc. of the IEEE 2000 Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium*, 2000, pp. 153–158. <https://doi.org/10.1109/ASSPCC.2000.882463>
15. Casiez G., Roussel N., Vogel D. 1 € filter: a simple speed-based low-pass filter for noisy input in interactive systems. *Proc. of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '12)*, 2012, pp. 2527–2530. <https://doi.org/10.1145/2207676.2208639>
16. Varghese R., Sambath M. YOLOv8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness. *Proc. of the International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS)*, 2024, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ADICS58448.2024.10533619>
17. Kalman R.E. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Fluids Engineering*, 1960, vol. 82, no. 1, pp. 35–45. <https://doi.org/10.1115/1.3662552>

Авторы

Краснов Дмитрий Игоревич — аспирант, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, [sc 59411982500](https://orcid.org/0009-0003-9469-6618), <https://orcid.org/0009-0003-9469-6618>, dmitriy_krasnov@outlook.com

Волынский Максим Александрович — кандидат технических наук, доцент, директор научно-образовательной лаборатории «Техническое зрение», доцент, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, [sc 23006901100](https://orcid.org/0000-0003-1679-4450), <https://orcid.org/0000-0003-1679-4450>, maxim.volynsky@gmail.com

Гусев Александр Алексеевич — кандидат технических наук, ведущий инженер, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, [sc 57207731147](https://orcid.org/0000-0003-2437-8537), <https://orcid.org/0000-0003-2437-8537>, gusew@internet.ru

Authors

Dmitrii I. Krasnov — PhD Student, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, [sc 59411982500](https://orcid.org/0009-0003-9469-6618), <https://orcid.org/0009-0003-9469-6618>, dmitriy_krasnov@outlook.com

Maxim A. Volynsky — PhD, Associate Professor, Director (Technical Vision Laboratory), Associate Professor, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, [sc 23006901100](https://orcid.org/0000-0003-1679-4450), <https://orcid.org/0000-0003-1679-4450>, maxim.volynsky@gmail.com

Alexander A. Gusev — PhD, Leading Engineer, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, [sc 57207731147](https://orcid.org/0000-0003-2437-8537), <https://orcid.org/0000-0003-2437-8537>, gusew@internet.ru

Статья поступила в редакцию 04.11.2024

Одобрена после рецензирования 21.01.2025

Принята к печати 18.03.2025

Received 04.11.2024

Approved after reviewing 21.01.2025

Accepted 18.03.2025



Работа доступна по лицензии
Creative Commons
«Attribution-NonCommercial»