

Определение зигзагообразности траекторий движения транспортных средств

А.В.Холкин, М.В. Медведев

Казанский национальный исследовательский технический университет имени А. Н. Туполева – КАИ, Казань

Аннотация: В статье представлен метод количественной оценки зигзагообразности траекторий движения транспортных средств, позволяющий выявить потенциально опасное поведение водителей. Алгоритм анализирует изменения направления движения между сегментами траектории и включает этапы предварительной обработки данных: слияние близко расположенных точек и упрощение траектории с использованием модифицированного алгоритма Рамера–Дугласа–Пекера. Эксперименты на сбалансированном наборе данных (20 траекторий) подтвердили эффективность метода: точность — 0.8, полнота — 1.0, F1-мера — 0.833. Разработанный подход может применяться в системах мониторинга движения, предупреждения аварий и обнаружения опасного вождения. Дальнейшие исследования направлены на повышение точности и адаптацию метода к реальным условиям.

Ключевые слова: траектория, анализ траекторий, зигзагообразность, упрощение траекторий, прореживание траекторий, алгоритм Рамера–Дугласа–Пекера, yolo, обнаружение объектов, транспортное средство, интеллектуальная система.

Введение

Анализ траекторий движения транспортных средств играет важную роль в развитии интеллектуальных транспортных систем и автономных автомобилей. Эффективное выявление особенностей движения способствует повышению безопасности, снижению аварийности и оптимизации транспортных потоков. По данным Всемирной организации здравоохранения, дорожно-транспортные происшествия ежегодно приводят к гибели около 1,19 миллиона человек, значительная часть которых связана с опасным поведением водителей [1]. Зигзагообразные траектории часто указывают на потенциально опасные ситуации, включая агрессивное вождение, езду в нетрезвом виде и т.п. [2].

Существующие методы анализа траекторий имеют ряд ограничений, таких как высокая вычислительная сложность и недостаточная точность в определении локальных изменений направления движения [3, 4]. Это делает

их малоэффективными для применения в системах реального времени. Настоящее исследование направлено на разработку адаптивного алгоритма, способного автоматически определять зигзагообразность траекторий в режиме реального времени, преодолевая ограничения существующих подходов.

Формализация задачи

Формальная постановка задачи заключается в разработке количественного метода оценки зигзагообразности на основе анализа изменений направления между последовательными сегментами траектории. Пусть траектория объекта задана в виде последовательности точек на плоскости:

$$T = \{p_0, p_1, p_2, \dots, p_n\}, \quad p_i \in \mathbb{R}^2.$$

где p_i — координаты точки на плоскости.

Задача состоит в том, чтобы разработать метод количественной оценки степени зигзагообразности траектории на основе изменений направления между ее последовательными сегментами. Введем функцию f :

$$f: T \rightarrow [0, 1],$$

которая отображает каждую траекторию $t \in T$ в числовое значение, характеризующее степень её зигзагообразности в диапазоне от 0 до 1.

Выполнять оценку траектории t при помощи функции $f(t)$ предлагается на основе анализа изменений углов между последовательными сегментами траектории. Данный процесс можно представить в виде следующих шагов:

1. Вычисление сегментов траектории

Под сегментами понимаются векторы между последовательными точками, которые задаются выражением:

$$\vec{v}_i = p_{i+1} - p_i, \quad i = 0, 1, \dots, n - 1.$$

2. Определение направления сегментов

Для каждого сегмента вычисляется угол относительно оси x :

$$\theta_i = \arctg2(\overrightarrow{v_{i,y}}, \overrightarrow{v_{i,x}}), \quad \theta_i = (-\pi, \pi].$$

Здесь $\overrightarrow{v_{i,y}}$ и $\overrightarrow{v_{i,x}}$ — компоненты вектора $\overrightarrow{v_i}$ по осям x и y соответственно.

3. Вычисление изменений направления

Определяется нормализованная (находящаяся в диапазоне $(-\pi, \pi]$) разница между углами последовательных сегментов:

$$\Delta\theta_i = ((\theta_{i+1} - \theta_i) + \pi \bmod 2\pi) - \pi, \quad i = 0, 1, \dots, n - 2.$$

4. Определение значительных изменений направления

Введем пороговый угол α (в радианах), который определяет минимальное значительное изменение направления. Для каждого изменения направления $\Delta\theta_i$ определим индикатор значительного изменения:

$$\delta_i = \begin{cases} 1, & |\Delta\theta_i| \geq \alpha, \\ 0, & |\Delta\theta_i| < \alpha. \end{cases}$$

5. Расчет степени зигзагообразности

Степень зигзагообразности траектории определяется как отношение числа значительных изменений направления к общему числу изменений:

$$f(t) = \frac{\sum_{i=0}^{n-2} \delta_i}{n - 1}.$$

6. Классификация траектории

Вводим пороговое значение β (например, $\beta = 0.5$) для классификации траектории. Траектория t считается зигзагообразной, если выполняется:

$$f(t) \geq \beta.$$

В случае обработки данных из видеопотока траектория формируется на основе обнаружения объекта, а количество точек N рассчитывается как:

$$N = fps_{avg} \cdot duration,$$

где fps_{avg} – среднее количество кадров, на котором детектор обнаружил объект, $duration$ – продолжительность видеозаписи, в течение которой объект находился в движении.

Для уменьшения вычислительных затрат и устранения шумов (например, дрожания ограничивающего прямоугольника детектора) перед применением алгоритма оценки зигзагообразности выполняется предварительная обработка траектории.

Предварительная обработка исходных траекторий

Предварительная обработка включает в себя последовательное применение двух методов:

1. Слияние близко расположенных точек

Этот этап предназначен для устранения незначительных отклонений и шума. Если евклидово расстояние между двумя последовательными точками меньше заданного порога d_{merge} , точки объединяются в одну с усредненными координатами:

$$p'_{last} = \frac{p'_{last} + p_i}{2}.$$

На выходе получаем прореженную траекторию T' , используемую в следующем шаге.

2. Упрощение траектории с использованием модифицированного алгоритма Рамера–Дугласа–Пекера (RDP)

Оригинальный алгоритм Рамера–Дугласа–Пекера (RDP), описанный в [5], используется для упрощения траекторий, сохраняя их общую форму за счет удаления избыточных точек. В рамках данного исследования стандартный алгоритм был модифицирован для обеспечения равного количества точек K на выходе, что необходимо для корректного анализа зигзагообразности траектории.

Результатом алгоритма будем считать траекторию:

$$T'' = \{p'_0, p'_1, p'_2, \dots, p'_K\}.$$

Основным дополнением является использование бинарного поиска для определения оптимального значения порогового параметра ε , который определяет степень упрощения траектории. Модифицированный алгоритм включает следующие этапы:

За начальные значения пороговых значений принимаются:

$$\varepsilon_{min} = 0, \varepsilon_{max} = \max_i \|p'_i - p'_j\|, \text{ где } p'_i, p'_j \in T'.$$

1) Выполняется бинарный поиск оптимального ε , пока число точек в упрощённой траектории $|T''|$ не станет равным K (или близким к K):

- Вычисляем $\varepsilon = \frac{\varepsilon_{min} + \varepsilon_{max}}{2}$.
- Применяем алгоритм RDP с текущим ε к траектории T' для получения упрощённой траектории T'' .
- Если $|T''| > N |T''|$, то увеличиваем $\varepsilon_{min} = \varepsilon$.
- Иначе уменьшаем $\varepsilon_{max} = \varepsilon$.

Эта модификация обеспечивает постоянное количество точек в траектории T'' , сохраняя её основные характеристики, но исключая шум и избыточные данные. Полученные упрощённые траектории менее подвержены влиянию случайных колебаний, что улучшает точность последующего анализа степени зигзагообразности траектории. Пример результатов предобработки исходной траектории показан на рис. 1.

Оценка эффективности решения

Описанные методы были реализованы с использованием языка программирования Python и модулей numpy, opencv, math и json. В качестве модели для распознавания объектов и их отслеживания использовалась Yolo

11х [6, 7], но также может быть применен подход для построения траекторий на основе оптического потока [8].



Рис. 1. – Пример исходной (а) и упрощенной (б) траекторий

Для проверки эффективности метода определения зигзагообразности траекторий транспортных средств была проведена серия экспериментов на сбалансированном наборе данных, состоящем из видеозаписей с камер наблюдения перекрестков г. Казани и включающем 20 траекторий: 10 зигзагообразных и 10 нормальных.

Из-за сложности получения реальных видео с зигзагообразными траекториями в условиях города реальные данные дополнены сгенерированными видео с объектами, движущимися по заданным зигзагообразным траекториям. Для минимизации этих искажений масштабов и перспектив в созданных видео были применены методы корректировки масштабирования и перспективных искажений.

По результатам работы алгоритма была составлена матрица ошибок (таблица №1).

Таблица №1

Матрица ошибок

	Предсказано зигзагообразная	Предсказано нормальная
Истинно зигзагообразная	TP = 10	FN = 0
Истинно нормальная	FP = 4	TN = 6

Для количественного анализа качества работы алгоритма использовались следующие метрики [8-10]:

1) Точность (*accuracy*):

$$accuracy = \frac{10 + 6}{10 + 0 + 4 + 6} = 0.8.$$

2) Полнота (*R*):

$$R = \frac{10}{10 + 0} = 1.0.$$

3) Точность предсказания (*P*):

$$P = \frac{10}{10 + 4} = 0.714.$$

4) *F1*-мера:

$$F1 = \frac{2 \times 0.714 \times 1}{0.714 + 1} = 0.833.$$

Эксперименты подтвердили эффективность предложенного метода: высокие значения метрик демонстрируют, что алгоритм корректно классифицирует зигзагообразные и нормальные траектории в большинстве случаев. Однако наблюдаются ложноположительные срабатывания ($FP = 4$), что может быть связано с:

- шумами и мелкими колебаниями данных, интерпретируемыми алгоритмом как значительные изменения направления;
- особенностями детектора объектов или недостаточной точностью предварительной обработки траекторий.

Устранение этих недостатков может повысить точность метода в будущих исследованиях.

Заключение

Разработанный метод определения зигзагообразности траекторий движения транспортных средств продемонстрировал высокую

эффективность и потенциал для практического применения. Полнота обнаружения зигзагообразных траекторий на описанной выборке достигла 100%, что особенно важно для задач безопасности, где пропуск опасного поведения недопустим.

Несмотря на ложноположительные срабатывания, общий уровень точности является высоким ($accuracy = 0.8$) и может быть улучшен за счет оптимизации алгоритма и расширения набора данных. Дальнейшие исследования в этом направлении будут направлены на устранение выявленных недостатков и адаптацию метода к более широкому спектру реальных условий и сценариев движения.

Результаты исследования могут быть использованы при разработке систем предупреждения аварий, мониторинга дорожного движения и обнаружения опасного вождения.

Литература

1. World Health Organization. Road traffic injuries. URL: who.int/news-room/fact-sheets/detail/road-traffic-injuries.
 2. Zhang, Y., Du, X. Detection of Aggressive Driving Behavior Using Trajectory Data // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 2020. V. 21. № 2. pp. 943–948.
 3. Chen, C., et al. Large-scale detection of anomalous driving behaviors using GPS trajectories // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 2019. V. 20. № 5. pp. 1631–1641.
 4. Li, X., Wu, G. Real-time detection of lane-changing maneuvers using vehicle trajectory data // Transportation Research Part C: Emerging Technologies. 2018. V. 92. pp. 201–219.
 5. Рябов А. А. Алгоритм Рамера-Дугласа-Пекера // Методы и средства обработки и хранения информации: Межвузовский сборник научных трудов. Москва: ООО Издательство "КУРС", 2017. С. 40–43.
-



6. Никитин Д.В., Тараненко И.С., Катаев А.В. Детектирование дорожных знаков на основе нейросетевой модели YOLO // Инженерный вестник Дона, 2023, №7. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n7y2023/8531.
7. Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. Springer, 2009. P. 745.
8. Гинис Л.А. Развитие инструментария когнитивного моделирования для исследования сложных систем // Инженерный вестник Дона, 2013, №3. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2013/1806.
9. Bishop, C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006. URL: microsoft.com/en-us/research/uploads/prod/2006/01/Bishop-Pattern-Recognition-and-Machine-Learning-2006.pdf.
10. Sokolova, M., Lapalme, G. A systematic analysis of performance measures for classification tasks // Information Processing & Management. 2009. V. 45. № 4. pp. 427–437.

References

1. World Health Organization. Road traffic injuries. URL: who.int/news-room/fact-sheets/detail/road-traffic-injuries.
 2. Zhang Y., Du X. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 2020. Vol. 21, No. 2, pp. 943–948.
 3. Chen C., et al. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 2019. Vol. 20, No. 5, pp. 1631–1641.
 4. Li X., Wu G. Transportation Research Part C: Emerging Technologies. 2018. Vol. 92, pp. 201–219.
 5. Ryabov A.A. Metody i sredstva obrabotki i khraneniya informatsii: Mezhevuzovskiy sbornik nauchnykh trudov [Methods and tools for processing and storing information: Interuniversity collection of scientific works]. Moscow: Kurs, 2017, pp. 40–43.
-



6. Nikitin D.V., Taranenko I.S., Kataev A.V. Inzhenernyj vestnik Dona, 2023, №7. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n7y2023/8531.
7. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. 2nd ed. Springer, 2009. P. 745.
8. Ginis L.A. Inzhenernyj vestnik Dona, 2013, №3. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2013/1806.
9. Bishop C.M. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006. URL: microsoft.com/en-us/research/uploads/prod/2006/01/Bishop-Pattern-Recognition-and-Machine-Learning-2006.pdf.
10. Sokolova M., Lapalme G. A. Information Processing & Management. 2009. Vol. 45, No. 4, pp. 427–437.

Дата поступления: 27.10.2024

Дата публикации: 9.12.2024