

## ОБНАРУЖЕНИЕ АНОМАЛИЙ ДВИЖЕНИЯ В СКОПЛЕНИИ ПРЯМОЛИНЕЙНО ДВИЖУЩИХСЯ ОБЪЕКТОВ

**С. В. Шолтанюк**

*Белорусский государственный университет,  
Минск, Беларусь, [SSholtanyuk@bsu.by](mailto:SSholtanyuk@bsu.by)*

В данной статье рассмотрена задача обнаружения аномальных траекторий однородных динамических объектов (на примере людей в толпе) при ближнем наблюдении сцены. Эти аномалии включают в себя движение по направлению, отличающемуся от усреднённого направления скопления, а также движение в направлении, противоположном движению основного потока. Предложена модель, основанная на построении и оценивании временных рядов, описывающих динамические характеристики объектов.

**Ключевые слова:** компьютерное зрение; анализ временных рядов; регрессионный анализ; скопление объектов; динамические объекты; анализ видеопоследовательностей.

## MOTION ANOMALIES DETECTION IN A CLUSTER OF STRAIGHT LINE-MOVING OBJECTS

**S. V. Sholtanyuk**

*Belarusian State University,  
Minsk, Belarus, [SSholtanyuk@bsu.by](mailto:SSholtanyuk@bsu.by)*

This article examines the problem of anomalous trajectories detection among homogeneous dynamic objects (considering people crowd) during a near observation. These anomalies include movement in a direction different from the average crowd direction, as well as movement in a direction opposite to the main flow. We propose a model based on constructing and evaluating time series describing the dynamics of the objects.

**Keywords:** computer vision; time series analysis; regression analysis; object crowding; dynamic objects; video sequence analysis.

### 1. Введение

Анализ траекторий движения объектов в динамических сценах является одной из ключевых задач компьютерного зрения и обработки потоков видеоданных. Последние несколько десятилетий использование визуальной информации, например, в системах мониторинга транспорта, массовых мероприятий или городской инфраструктуры, неуклонно возрастает.

С учётом роста объёма всей этой информации всё более важной становится проблема автоматического обнаружения аномальных траекторий движущихся объектов (людей, транспортных средств) в различных средах. Такие аномалии могут свидетельствовать о потенциальной угрозе, нарушении правил движения или особом поведении отдельных объектов, что делает задачу их выявления актуальной как с теоретической, так и с прикладной точки зрения [1].

За последние годы было предложено несколько подходов к обнаружению аномалий в траекториях объектов. В настоящее время самым распространённым подходом является использование различных моделей и методов машинного обучения, особенно использование свёрточных нейронных сетей, которые способны автоматически выделять признаки аномального движения из больших видеоданных [2]. Тем не менее, такие методы требуют значительных вычислительных ресурсов и обширных размеченных выборок, что ограничивает их практическое применение в реальных условиях. Этот недостаток можно в некоторой степени устранить благодаря применению статистических моделей, которые на основе данных, полученных в ходе первичного анализа видеопоследовательности, позволяют оценивать ключевые параметры, на основе которых можно судить о характере движения динамических объектов [3].

Под аномалиями движения в зависимости от контекста той или иной задачи может пониматься всяческое отклонение в характере движения отдельного объекта или группы объектов в сравнении с остальными объектами сцены. Сюда в первую очередь относятся различия в скорости и направлении объектов, которые, как правило, сравниваются с аналогичными характеристиками других объектов сцены или с обобщёнными характеристиками скоплений объектов. Например, при исследовании движения людей в общественном месте или помещении аномальным можно считать движение человека по траектории, форма которой отличается от траектории движения основного потока людей, или перемещение по той же траектории, но в противоположном направлении [4]. Нередко нормальные траектории являются примерно прямолинейными (например, при движении людей по коридору, многие сценарии движения транспортных средств). Любое отклонение в таких ситуациях может указывать на потенциальную аномалию. Задача обнаружения именно таких аномалий и рассмотрена в данной статье.

## **2. Методология**

При ближнем наблюдении сцены имеет место центральное проективное преобразование, которое каждой точке наблюдаемой сцены ставит в соответствие некоторую точку на текущем кадре. Как известно, при цен-

тральном проектировании трёхмерного пространства на некоторую плоскость параллельные прямые отображаются в прямые, пересекающиеся в единой **точке схода**. Значит, при предположении о прямолинейном движении скопления объектов в определённом направлении на плоскости кадра найдётся некоторая точка  $p_{cx}$ , в окрестности которой проходят прямые – продолжения траекторий объектов, не проявляющих аномалий движения.

Всякий объект видеопоследовательности характеризуется некоторым множеством временных рядов, которые получаются при сопоставлении каждому кадру, на котором запечатлён этот объект, значения той или иной функции, вычисляемой для заданного объекта и этого кадра. В частности, при помощи временных рядов могут быть описаны **габариты** объекта видеопоследовательности:

$$BB:[0,T] \rightarrow [0,W] \times [0,H] \times [0,W] \times [0,H],$$

$$BB(t) = (x_{\min}(t), y_{\min}(t), x_{\max}(t), y_{\max}(t)),$$

где  $T$  – длина видеопоследовательности в секундах,  $W$  и  $H$  – соответственно ширина и высота кадра в пикселях,  $t \in [0, T]$  – момент времени, соответствующий заданному кадру,  $(x_{\min}(t), y_{\min}(t))$ ,  $(x_{\max}(t), y_{\max}(t))$  – координаты левого нижнего и правого верхнего углов габаритного прямоугольника объекта на заданном кадре. Из значений этой функции легко получить **положение** объекта:

$$p(t) = \left( \frac{x_{\min}(t) + x_{\max}(t)}{2}, \frac{y_{\min}(t) + y_{\max}(t)}{2} \right). \quad (1)$$

Временной ряд (1) можно также представить в виде параметрически заданной функции, описывающей траекторию движения объекта в зависимости от времени:

$$\begin{cases} p_x(t) = \frac{x_{\min}(t) + x_{\max}(t)}{2}, \\ p_y(t) = \frac{y_{\min}(t) + y_{\max}(t)}{2}. \end{cases}$$

**Обнаружение поперечных траекторий.** Для построения модели прямолинейного движения временной ряд (1), который можно получить различными методами обнаружения и отслеживания объекта (в первую очередь при помощи моделей машинного обучения), можно оценить следующей моделью линейной регрессии:

$$\begin{cases} \hat{x}(t) = k_x t + b_x, \\ \hat{y}(t) = k_y t + b_y. \end{cases} \quad (2)$$

Из модели (2) нетрудно вывести неявное уравнение прямой:

$$k_y \hat{x} - k_x \hat{y} + k_x b_y - k_y b_x = 0. \quad (3)$$

Искомая точка схода  $p_{cx}$  с координатами  $(x_{cx}, y_{cx})$  вычисляется как псевдорешение системы уравнений

$$k_y^i x_{cx} - k_x^i y_{cx} + k_x^i b_y^i - k_y^i b_x^i = 0, \quad i = \overline{1, N}, \quad (4)$$

где верхними индексами обозначены оценки параметров модели (2), полученных для  $i$ -ого обнаруженного на видеопоследовательности объекта. Мерой, подлежащей минимизации при решении системы (4), является сумма квадратов расстояний от искомой точки до всех прямых вида (3), вычисляемая по формуле

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^N \left( \frac{k_y^i}{\sqrt{(k_x^i)^2 + (k_y^i)^2}} x - \frac{k_x^i}{\sqrt{(k_x^i)^2 + (k_y^i)^2}} y + \frac{k_x^i b_y^i - k_y^i b_x^i}{\sqrt{(k_x^i)^2 + (k_y^i)^2}} \right)^2.$$

После нахождения точки  $p_{cx}$  вычисляются расстояния от неё до каждой их прямых (3). Прямые, для которых это расстояние окажется выше некоторого заранее заданного порога, признаются соответствующими объектам, направление движения которых значительно отличается от направления скопления объектов в целом, а, следовательно, является аномальным.

**Обнаружение попятных траекторий.** Объекты, движущиеся в направлении, противоположном направлению целого скопления, можно обнаружить исходя из следующих соображений. Для объекта, траектория которого описывается моделью (2), и который был отслежен на временном промежутке  $[t_{\min}, t_{\max}] \subset [0, T]$ , можно получить оценку момента времени, соответствующего точке схода  $p_{cx}$ . Выполняется это по следующей формуле:

$$t_{cx} = \frac{\overrightarrow{p_0 p_{cx}} \cdot \vec{a}}{\vec{a}^2}, \quad (5)$$

где  $p_0$  – точка на прямой (3) с координатами  $(b_x, b_y)$ ,  $\vec{a}(k_x, k_y)$  – направляющий вектор этой прямой. Фактически по формуле (5) получается значение параметра точки, являющейся ортогональной проекцией точки  $p_{cx}$  на прямую (3). При его сравнении со значениями  $t_{min}$  и  $t_{max}$  может иметь место один из двух случаев:

- Если  $t_{cx} < t_{min} < t_{max}$ , то это свидетельствует о движении объекта со стороны точки схода, т.е. о его приближении к наблюдателю (рис. 1, а).

- Если же  $t_{min} < t_{max} < t_{cx}$ , то тогда, напротив, происходит отдаление объекта (рис. 1, б).

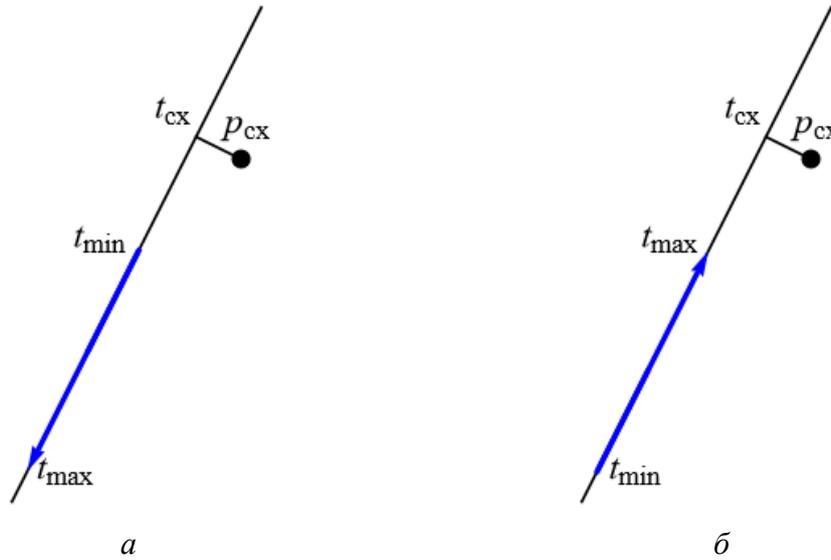


Рис. 1. Определение динамики близости объекта:  
а – объект приближается; б – объект отдаленся

Чтобы определить направление движения всего скопления объектов (приближается ли оно либо отдаленится), для каждого из динамических объектов вычисляется число  $t_{min} - t_{cx}$ , после чего сравнивается количество положительных и отрицательных чисел. Если большинство полученных чисел положительны, то скопление объектов движется в сторону наблюдателя; при преобладании же отрицательных значений скопление отдаленится от наблюдателя. Объекты, для которых получились значения противоположного знака, признаются движущимися против движения скопления.

### 3. Эксперимент и результаты

Данный алгоритм был применен к набору данных НАД, включающему 18 видео с движущимися скоплениями людей длительностью по 20–25 секунд [5]. На этих видеопоследовательностях были обнаружены различные объекты, из которых в дальнейшем рассматривались только люди (рис. 2).



Рис. 2. Пример обнаружения объектов разных классов на видеопоследовательности

Каждому из людей соответствует временной ряд, описывающий динамику его позиции. Эти временные ряды, вообще говоря, имеют разрывы (пропущенные значения) из-за неточностей методов обнаружения, связанных с особенностями движения объектов в скоплениях (например, перекрытие их другими объектами или препятствиями, изменение морфологических характеристик и особенностей объекта). Кроме того, разные люди могут оказаться идентифицированными как один и тот же объект. Поэтому каждый из полученных временных рядов далее разбивался на части, каждая из которых соответствует некоторой *непрерывной* последовательности кадров, на которых был обнаружен и отслежен соответствующий объект. Из всех этих частей в дальнейшем учитывались только те, длительность которых составила не менее одной секунды. Таким образом, для видеопоследовательности получается совокупность временных рядов  $\{(p_x^i(t), p_y^i(t))\}_{i=1}^N, t \in [t_{\min}^i, t_{\max}^i]$ , описывающих траектории людей (рис. 3).

Для каждого из этих временных рядов была оценена модель (2), из оценок параметров которой затем составлена система (4) и найдено её

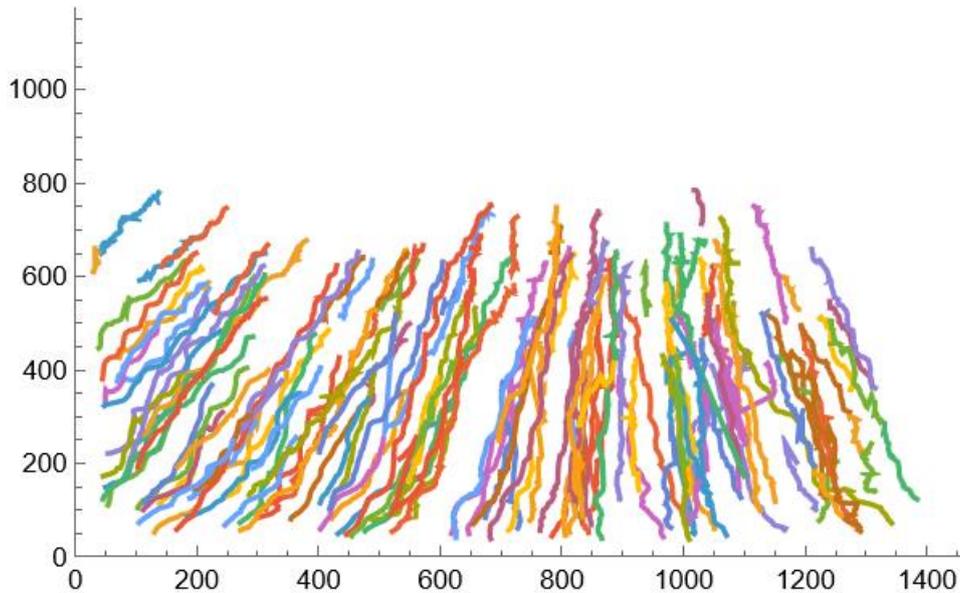


Рис. 3. Отслеженные траектории движения людей

псевдорешение, представляющее собой координаты точки схода прямолинейных приближений траекторий всех людей (рис. 4). После этого была сформирована выборка  $\{d_i\}_{i=1}^N$  из расстояний от полученной точки схода до прямых, аппроксимирующих траектории каждого из рассматриваемых объектов. В этой выборке проведён поиск значения, превышающих некоторый порог. Для данной статьи использован порог, равный  $\mu + 2\sigma$ , где  $\mu$  – среднее выборочное значений  $\{d_i\}_{i=1}^N$ ,  $\sigma$  – среднеквадратическое отклонение. Соответствующие объекты и были признаны демонстрирующими аномалии движения (движение поперёк скопления объектов).

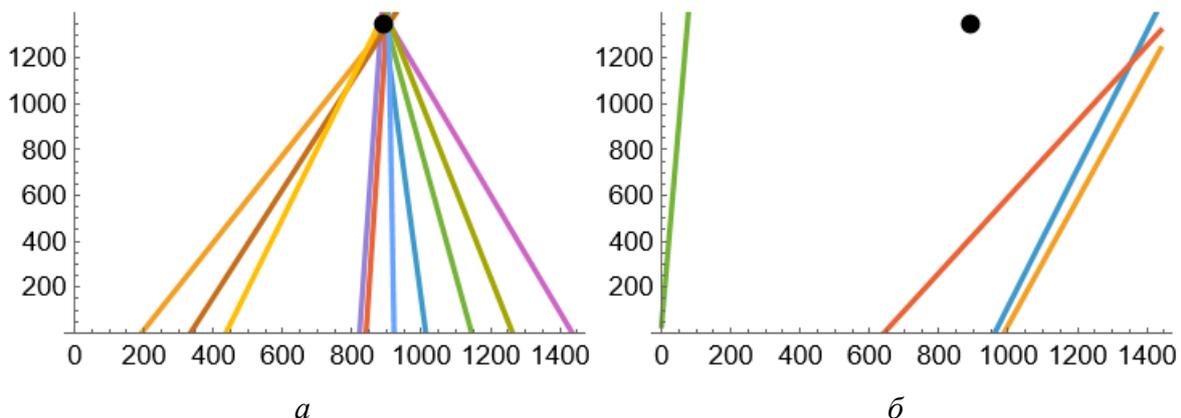


Рис. 4. Точка схода и линейные приближения траекторий:  
 $a$  – нормальных;  $b$  – аномальных

В результате происходит обнаружение людей, направление движения которых необязательно сильно отличается от движения других объектов.

Так, основной аномалией оказался поворот немного налево или направо (рис. 5). Кроме того, для каждой из найденных по системе (2) прямых по формуле (5) вычислено значение параметра, соответствующее точке схода, исходя из чего далее определялось направление движение объекта относительно скопления (попутное либо противоположное) (рис. 6).



Рис. 5. Обнаружение человека, повернувшего немного налево



Рис. 6. Обнаружение человека, движущегося против толпы

#### 4. Заключение

Предложенный метод позволяет выявлять как траектории, отклоняющиеся от усреднённого направления движения, так и траектории, направленные противоположно основному потоку. Проведённые эксперименты на наборе данных НАЖ подтвердили применимость подхода для анализа реальных видеопоследовательностей с высокой плотностью движения. Несмотря на наличие разрывов и ошибок распознавания, метод показал устойчивость к шумам и позволил корректно выделять аномальные траектории. Это указывает на его потенциал в качестве инструмента для автоматизированного мониторинга массовых скоплений людей.

Полученные результаты показывают, что статистический подход на основе регрессионного анализа временных рядов является эффективным и перспективным направлением для решения задачи обнаружения аномалий движения в скоплениях объектов. Разработанный алгоритм может найти применение в интеллектуальных системах видеонаблюдения, анализе поведения транспортных и пешеходных потоков, а также при обеспечении безопасности в местах массового пребывания людей.

### Библиографические ссылки

1. Abnormal Crowd Behavior Detection Based on Movement Trajectory / F. Feng [et al.] // Image and Graphics Technologies and Applications : 15th Chinese Conference, IGTA 2020, Beijing, China, September 19, 2020, Revised Selected Papers / eds.: Y. Wang, X. Li, Y. Peng. Singapore : Springer, 2020. P. 103–113. (Communications in Computer and Information Science. Vol. 1314.)
2. Bera A., Kim S., Manocha D. Realtime Anomaly Detection Using Trajectory-Level Crowd Behavior Learning // CVPR Workshops. 2016. P. 1289–1296.
3. Cui J., Liu W., Xing W. Crowd behaviors analysis and abnormal detection based on surveillance data // Journal of Visual Communication and Image Representation. 2014. Vol. 25, iss. 6. P. 628–636.
4. Sholtanyuk S. V. Crowd Abnormal Behaviour Patterns: Survey and Detection // Central European Researchers Journal. 2023. Vol. 9, iss. 1. P. 48–58.
5. Generative adversarial network based abnormal behavior detection in massive crowd videos: a Hajj case study / T. Alafif [et al.] // Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing. 2022. Vol. 13. P. 4077–4088.