



2. Технологии автоматизированной разработки и верификации программ в космической отрасли, А.А.Тюгашев.

3. <http://www.grafkont.ru/>

4. Нильсен Я. Web-дизайн.- СПб.: Символ-Плюс, – 2000. – 512с.

5. Леонтьев Б.К. Web-дизайн: тонкости, хитрости, секреты. – М.: Майор, 2001. – 176с.

Р.А. Шаталин, В.Р. Фидельман, П.Е. Овчинников

### АЛГОРИТМ ОЦЕНКИ АНОМАЛЬНОСТИ ТРАЕКТОРИЙ ДВИЖЕНИЯ В ЗАДАЧАХ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ НА ОСНОВЕ МЕТОДА ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ

(Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского)

Видеонаблюдение приобретает все большее значение, предоставляя важную информацию для охраны правопорядка как в общественных местах, так и на частных территориях. Успехи в области распознавания событий на видеоизображениях показали эффективность использования траекторий движения в качестве признаков для классификации поведения [1]. Тем не менее, для успешной классификации необходимы примеры всех интересующих типов поведения, что затрудняет применение предложенных методов к задаче видеонаблюдения, где потенциально опасные ситуации возникают достаточно редко. В связи с этим, интерес представляет использование методов обнаружения отклонений от некоей модели нормального поведения.

В данной работе предложен алгоритм оценки аномальности траекторий движения на основе метода главных компонент [2]. Для каждого кадра видеопоследовательности объекты отделяются от фона сцены с помощью самоорганизующейся искусственной нейронной сети, предложенной в работе [3]. Параметры сети были выбраны с помощью критерия качества выделения фона на основе морфологических операторов [4]. Обнаружение и отслеживание движения особых точек на выделенных объектах производится на основе алгоритма SIFT [5]. Каждая траектория движения точек на текущем кадре описывается вектором характеристик, который представляет собой последовательность векторов смещения между положениями точки на соседних кадрах:

$$\vec{F} = \{x_1 - x_0, y_1 - y_0, x_2 - x_1, y_2 - y_1, \dots, x_n - x_{n-1}, y_n - y_{n-1}\}$$

где  $\vec{F}$  - вектор характеристик траектории,  $n$  - количество точек в траектории.

Для приведения векторов характеристик к единой размерности перед вычислением векторов смещения производится линейная интерполяция точек траектории до некоего заданного размера [6].

Дальнейшую работу системы можно разбить на два этапа. Сначала производится обучение, под которым понимается вычисление главных компонент набора векторов характеристик траекторий для образцов нормального поведе-



ния. Затем производится анализ текущего поведения в сцене. Для этого вектора характеристик текущих траекторий проецируются на ортонормированный набор векторов главных компонент и проецируются обратно. Поскольку в общем случае такой набор векторов является неполным и не представляет собой базиса, то при таком преобразовании может быть потеряна некоторая составляющая вектора [7]. Далее эта составляющая называется вектором невязки и её можно вычислить из следующего выражения:

$$\vec{R} = \vec{F} - \vec{P}$$

где  $\vec{R}$  – вектор невязки,  $\vec{F}$  – текущий вектор характеристик,  $\vec{P}$  – вектор характеристик, полученный после проекции  $\vec{F}$  на набор векторов главных компонент и проецирования обратно.

Для оценки аномальности траектории использовалась относительная невязка, которая вычисляется следующим образом:

$$r = |\vec{R}| / |\vec{F}|$$

где  $r$  – относительная невязка,  $|\vec{R}|$  – норма вектора невязки,  $|\vec{F}|$  – норма вектора характеристик.

Из формулы следует, что относительная невязка является безразмерной величиной, принимающей значения в пределах от нуля до единицы, и может быть интерпретирована как степень отсутствия корреляции между текущим вектором характеристик и векторами характеристик нормального поведения.

Работа алгоритма была проверена, как на видеозаписях лаборатории университета Калифорнии в Сан Диего (УКСД) [8], так и на экспериментально полученных видео. Видеозаписи «Работа и ремонт» и «Оставленная вещь» были сделаны в компьютерном классе ННГУ. На видеопоследовательности «Работа и ремонт» в качестве нормального поведения была взята работа за компьютером, а в качестве нештатного – манипуляции с задней панелью системного блока. На видеозаписи «Оставленная вещь» за нормальное поведение было взята ходьба, а за нештатное – оставление вещей без присмотра. Видеозапись лаборатории УКСД содержит пешеходную улицу, обычная ходьба по которой была взята за нормальное поведение, а проезд транспортных средств – за нештатное. Из каждого видео бралось ограниченное число примеров нормального поведения, на которых обучался алгоритм. Затем вычислялись значения относительной невязки для всех траекторий движения из выбранного видео. Для каждого кадра с нормальным и нештатным поведением выбирались максимальные значения относительной невязки, на основе которых рассчитывались равные уровни ошибок. Размерность векторов характеристик была подобрана таким образом, чтобы минимизировать вероятность ошибок первого и второго рода. При этом для уменьшения влияния шума и вычислительных погрешностей отбрасывались главные компоненты, которые описывали менее 0,1 % вариации характеристик нормального поведения. Значения минимальных равных уровней ошибок для каждого видео при разном количестве обучающих примеров приведены в таб. 1. Из таб. 1 видно, что с увеличением количества обучающих примеров равный



уровень ошибок уменьшается, что свидетельствует о способности алгоритма к обучению.

Таблица 1. Равный уровень ошибок для максимума относительной невязки для видео «Работа и ремонт», «Оставленная вещь» и видеозаписей лаборатории УКСД при разном количестве обучающих примеров

Название видео	Количество обучающих примеров	Равный уровень ошибок
Работа и ремонт	3	21 %
Работа и ремонт	7	19 %
Оставленная вещь	5	32 %
Оставленная вещь	15	31 %
UCSD	5	46 %
UCSD	25	42 %

Результаты экспериментов показывают, что предложенный алгоритм позволяет различить разные типы поведения на основе траекторий движения. Метод, основанный на анализе главных компонент, позволяет обнаружить отклонения от характеристик нормального поведения и принять решение о наличии в сцене нештатной ситуации. С увеличением количества обучающих примеров равный уровень ошибок уменьшается, что свидетельствует о способности алгоритма к обучению. При этом модель «нормального» поведения строится на основе образцов, указанных оператором, что позволяет гибко использовать предложенную систему.

#### Литература

1. Wang H., Klaser A., Schmid C., Liu C. Dense trajectories and motion boundary descriptors for action recognition. // International Journal of Computer Vision, Springer Verlag, 2013, V. 103, № 1, P. 60-79.
2. Овчинников П., Шаталин Р. Алгоритм обнаружения нештатных ситуаций в задачах видеонаблюдения на основе метода главных компонент // В докладах Международной научно-технической конференции «Перспективные информационные технологии», Самара, Том 1, 2015, стр. 240-243.
3. Maddalena L., Petrosino A. A Self-Organizing Approach to Background Subtraction for Visual Surveillance Application. // IEEE Transactions on Image Processing, 2008. V. 17, № 7. – P. 1168 – 1177.
4. Овчинников П., Шаталин Р. Критерия качества выделения фона с использованием морфологических операторов для задач обнаружения нештатных ситуаций // Системы управления и информационные технологии, №2.1(56), 2014, стр. 190-194.
5. Lowe D. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints // International Journal of Computer Vision, 2004, V. 60, № 2, P. 91-110
6. Morris B., Trivedi M. A Survey of Vision-Based Trajectory Learning and Analysis for Surveillance // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, V. 18, № 8, P. 1114-1127.



7. Овчинников П., Шаталин Р. Адаптивный метод принятия решений в задачах видеонаблюдения // Системы управления и информационные технологии, №3(61), 2015, стр. 45-48.

8. Mahadevan V., Li W., Bhalodia V., Vasconcelos N. Anomaly Detection in Crowded Scenes // In Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Francisco, CA, 2010.

М.П. Шлеймович, С.А. Ляшева

#### СОПОСТАВЛЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ ПРИЗНАКОВ НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТ- ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

(Казанский национальный исследовательский технический университет  
имени А.Н. Туполева-КАИ)

В настоящее время широко применяются интеллектуальные информационные системы анализа изображений. В таких системах решаются задачи получения, преобразования, выделения признаков и анализа признаков изображений. Методы решения данных задач базируются на моделях, которые должны обеспечить оптимальное представление изображений согласно заданным критериям качества. Определение таких моделей является актуальной и практически значимой задачей.

Классические подходы к анализу изображений основаны на применении моделей, которые используют признаки цвета, текстуры, формы и структуры [1]. Признаки цвета предназначены для представления изображений с точки зрения их цветового содержания. Признаки текстуры определяют пространственное распределение цветов (или яркостей) пикселей изображений. Признаки формы относятся к областям изображений. Признаки структуры позволяют учесть наличие на изображениях определенных объектов и их взаимного расположения. В настоящее время также активно разрабатываются модели, основанные на применении относительно новых подходов.

Ряд перспективных подходов связан с применением вейвлет-преобразований, которые позволяют выполнить многомасштабный анализ сигналов, представленных в виде некоторых функций. Для дискретных сигналов можно применить дискретные вейвлет-преобразования [2]. В их основе лежит представление дискретной функции  $f(x)$  в виде суммы аппроксимирующей  $f_a(x)$  и детализирующей  $f_d(x)$  частей:

$$f(x) = f_a(x) + f_d(x), \quad (1)$$

$$f_a(x) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_{j_0,k} \varphi_{j_0,k}(x), \quad (2)$$

$$f_d(x) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{j=j_0}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} d_{j,k} \psi_{j,k}(x), \quad (3)$$