



Авторы попробовали использовать интернет технологии и IT- технологии для поиска полезной информации, при этом, не нарушая работоспособность анализируемого сайта, связанные с бесперебойной работой ПО, оборудования и какого-либо нарушения авторских прав. Для анализа работоспособности созданной программы, были проанализированы данные лежащие в свободном доступе на популярных веб-ресурсах. В результате удалось проанализировать и извлечь полезную информацию, для использования их в будущих работах. Парсер работал в 50 потоков и за 24 часа проверил больше миллиона страниц, из которых полезной информации составило 4%. Парсер работал стабильно, за все время работы сбоев обнаружено не было. Ниже представлена схема работы парсера:

### Литература

1. Преимущества PHP: [Электронный ресурс] // URL: <http://www.php.ru/php/?orport> (Дата обращения: 25.02.2018).
2. Использование вредоносных компьютерных программ: [Электронный ресурс] // URL: <https://www.zakonrf.info/uk/273/> (Дата обращения: 27.02.2018).
3. phpMyAdmin по-русски / Установка PHP 5.3.10: [Электронный ресурс] // URL: [http://php.net/manual/ru/intro-whatcando.php\\_\\_](http://php.net/manual/ru/intro-whatcando.php__) (Дата обращения: 25.02.2018).
4. My PHP / Возможности PHP: [Электронный ресурс] // URL: <https://php-myadmin.ru/learning/instrument-php.html> (Дата обращения: 25.02.2018).
5. Павлов С.В., Христодуло О.И. Разработка метода объединения данных из различных информационных систем в единую информационную систему Минэкологии РБ // Научный журнал «Вестник УГАТУ». – Уфа, Т.15, № 2(42). 2011г.– С.3-7.

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

### АЛГОРИТМ ОБНАРУЖЕНИЯ НЕХАРАКТЕРНОГО ПОВЕДЕНИЯ НА ОСНОВЕ ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ И КОМБИНАЦИИ ХАРАКТЕРИСТИК ПЛОТНЫХ ТРАЕКТОРИЙ ДВИЖЕНИЯ

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

За последние годы множество алгоритмов для обнаружения конкретных нештатных ситуаций было предложено и реализовано на основе строгих правил [1]. Данные алгоритмы позволяют с высокой надежностью обнаруживать заранее известные типы нештатных ситуаций, но их модификация для обнаружения иного типа аномалий нетривиальна. Для устранения этого недостатка было предложено несколько статистических подходов к задаче видеонаблюдения.

Одним из подходов является распознавание событий на основе статистических методов классификации. Успехи в области распознавания событий на



видеоизображениях показали эффективность использования плотных траекторий движения в качестве признаков [2]. 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.

Другим подходом к задаче является обнаружение нехарактерного поведения как отклонения от модели, сформированной на основе примеров нормального поведения. В различных областях применения было предложено множество статистических методов для обнаружения подобных аномалий [3]. Одним из распространенных подходов является оценка характерных взаимозависимостей между признаками с помощью метода главных компонент [4].

Ранее был предложен алгоритм оценки аномальности траекторий движения ключевых точек на основе метода главных компонент [5]. В данной работе предложен алгоритм обнаружения нехарактерного поведения по комбинации характеристик плотных траекторий движения. Основным различием между алгоритмами является извлекаемые характеристики поведения.

### **Алгоритм**

Метод вычисления характеристик траекторий движения [2] заключается в следующем. Для инвариантности к масштабу используется пирамида из нескольких копий видеоизображения, где размеры каждого следующего уровня меньше размеров предыдущего в заданное количество раз. Для каждого изображения из пирамиды с одинаковым шагом задается прямоугольная сетка, пиксели в узлах которой отслеживаются при условии отсутствия проблемы апертуры в их окрестности. Для каждого уровня производится оценка оптического потока методом Фарнебака, на основе которой вычисляются дальнейшие положения пикселей. Каждый пиксель отслеживается заданное количество кадров, после чего извлекаются гистограммы направленного градиента вдоль его траектории движения и заново рассматривается возможность отслеживания пикселя в исходном узле сетки. Для описания траектории движения используются следующие характеристики:

1. характеристика формы траектории.
2. гистограмма направленного градиента в области вдоль траектории.
3. гистограмма оптического потока в области вдоль траектории.

Для объединения набора однородных характеристик на заданном промежутке видеопоследовательности в характеристики поведения используется модель «мешка признаков» [2], суть которой заключается в следующем. На этапе обучения пространство признаков разбивается на фиксированное количество областей, чьи центры определяются методом  $k$ -средних на основе некоторой выборки признаков. На этапе извлечения каждому признаку сопоставляется область с ближайшим центром и вычисляется гистограмма распределения признаков по областям. В качестве признаков поведения используется вектор, составленный из значений гистограмм для перечисленных характеристик.

Данный способ извлечения признаков поведения используется в предлагаемом методе следующим образом. На стадии обучения оператор указывает



кадры, которые содержат только «нормальное» поведение. Для этих кадров извлекаются векторы признаков поведения и для получившегося набора векторов находятся главные компоненты. Ортонормированный набор из векторов главных компонент представляет собой модель нормального поведения. На стадии анализа поведения в сцене текущий вектор признаков поведения  $\vec{F}$  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  $\vec{F}$ . Далее эта составляющая называется вектором невязки и её можно вычислить из следующего выражения:

$$\vec{R} = \vec{F} - \vec{P} \quad (1)$$

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

Одной из возможных оценок аномальности на основе вектора невязки  $\vec{R}$  является относительная невязка, которая определяется следующим выражением:

$$r = \frac{|\vec{R}|}{|\vec{F}|} \quad (2)$$

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

### Результаты экспериментов

Работа алгоритма была проверена, как на видеозаписях лаборатории университета Калифорнии в Сан Диего (UCSD) [6], так и на экспериментально полученных видео. Видеозапись «Работа и ремонт» была сделана в компьютерном классе ННГУ. На нем в качестве нормального поведения была взята работа за компьютером, а в качестве нештатного – манипуляции с задней панелью системного блока. Видеозапись лаборатории UCSD 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 оценок аномальности для всех кадров с нормальным и нештатным поведением из выбранного видео, на основе которых рассчитывались равные уровни ошибок. При этом для уменьшения влияния шума и вычислительных погрешностей отбрасывались главные компоненты, которые описывали менее 0,1 % вариации характеристик нормального поведения.

Значения равных уровней ошибок для предлагаемого алгоритма и алгоритма на основе траекторий движения ключевых точек [5] при разном количестве обучающих примеров приведены в таблице 1. Из таблицы 1 видно, что использование комбинации характеристик плотных траекторий движения приводит к снижению равного уровня ошибок. Такой результат можно объяснить отслеживанием большего количества точек и объединением характеристик не-



скольких траекторий в единую характеристику поведения в сцене, что позволяет учесть взаимозависимости между ними.

Таблица 1 Равные уровни ошибок для алгоритмов обнаружения нехарактерного поведения для видео «Работа и ремонт» и видео лаборатории UCSD.

Название видео	Количество обучающих примеров	Траектории движения ключевых точек	Комбинация характеристик плотных траекторий движения
Работа и ремонт	3	21 %	9 %
Работа и ремонт	7	19 %	8 %
UCSD	5	46 %	26 %
UCSD	25	42 %	32 %

### Выводы

В данной работе предложен алгоритм обнаружения нехарактерного поведения на основе метода главных компонент и комбинации характеристик плотных траекторий движения. Результаты экспериментов свидетельствует о снижении уровня ошибок в сравнении с ранее предложенным алгоритмом на основе траекторий движения ключевых точек [5].

### Литература

1. Sodemann, A. A Review of Anomaly Detection in Automated Surveillance / A. Sodemann, M. Ross, B. Borghetti // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews. – 2012. – Vol. 42(6). – P. 1257-1272.
2. Wang, H. Dense trajectories and motion boundary descriptors for action recognition / H. Wang, A. Kläser, C. Schmid, C. Liu // International Journal of Computer Vision. – 2013. – Vol. 103(1). - P. 60-79.
3. Chandola, V. Anomaly detection: A survey / V. Chandola, A. Banerjee, V. Kumar // ACM Computing Surveys (CSUR), 2009, V. 41(3), 72 p.
4. Jolliffe, I. Principal Component Analysis, Series: Springer Series in Statistics / I. Jolliffe // NY: Springer, 2002, 488 p.
5. Шаталин, Р.А. Алгоритм оценки аномальности траекторий движения в задачах видеонаблюдения на основе метода главных компонент / Р.А. Шаталин, В.Р. Фидельман, П.Е. Овчинников // Перспективные информационные технологии» (ПИТ 2016): труды Международной научно-технической конференции. – Самара: Издательство Самарского научного центра РАН, 2016, С. 190-194.
6. Mahadevan, V. Anomaly Detection and Localization in Crowded Scenes / V. Mahadevan, W. Li, V. Bhalodia, N. Vasconcelos // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, V. 36(1), P. 18-31.