



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

## ЕДИНАЯ ОЦЕНКА АНОМАЛЬНОСТИ ПОВЕДЕНИЯ В ПРОСТЫХ И СЛОЖНЫХ СЦЕНАХ НА ОСНОВЕ ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ

(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 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 [2]. Одним из распространенных подходов является оценка характерных взаимозависимостей между признаками с помощью метода главных компонент [3].

Ранее был предложен алгоритм обнаружения нехарактерного поведения по последовательностям длин векторов смещения на основе метода главных компонент [4]. В настоящей работе предлагается модификация этапа извлечения характеристик поведения, которая позволяет добиться эффективности максимальной невязки для простых и сложных сцен.

### Алгоритм

В ранее предложенном алгоритме извлечение характеристик поведения производилось следующим образом. Для каждого кадра видеопоследовательности объекты отделялись от фона сцены с помощью самоорганизующейся искусственной нейронной сети, предложенной в работе [5]. Параметры сети выбирались с помощью критерия качества выделения фона на основе морфологических операторов [6]. Для каждого пикселя, принадлежащего объекту, оценивалась скорость движения с помощью метода оценки оптического потока. Для компенсации влияния перспективной проекции методом плоской гомографии [7] рассчитывались векторы смещения – проекции векторов оптического потока на плоскость пола. В качестве вектора характеристик движения бралась последовательность значений модулей векторов смещения для каждого пикселя на изображении.

В данной работе рассмотрены следующие модификации описанного алгоритма. Во-первых, подбор параметров сети для извлечения фона из условия минимума равного уровня ошибок алгоритма на экспериментальных данных. Хотя критерий качества выделения фона на основе морфологических операторов позволяет получить некие оценки параметров самоорганизующейся сети, он не учитывает особенностей остальных этапов алгоритма. Например, ложные



объекты мало влияют на оценку движения в сцене, но отнесение объекта к фону вносит существенное искажение в характеристики поведения. Во-вторых, для длин векторов смещения применяется медианный фильтр, размер которого также подбирается из условия минимума равного уровня ошибок алгоритма на экспериментальных данных.

На основе полученных признаков оценка аномальности поведения осуществляется 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  $\vec{F}$  проецируется на ортонормированный набор векторов главных компонент и проецируется 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.

Другой возможной оценкой является максимальная невязка, которая представляет собой максимальное значение среди модулей компонент вектора  $\vec{R}$ . Хотя такая оценка аномальности является размерной и подвержена влиянию шума, она позволяет учесть только наибольшее отклонение от модели нормального поведения.

### Результаты экспериментов

Работа алгоритма была проверена, как на видеозаписях лаборатории университета Калифорнии в Сан Диего (UCSD) [8], 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. Подобранные значения параметров сети для извлечения фона и размеров медианного фильтра приведены в таблице 1.

Таблица 1 Параметры извлечения характеристик поведения из видео «Работа и ремонт» и видео лаборатории UCSD

	Работа и ремонт	UCSD
Начальный порог сети для извлечения фона	1	1
Рабочий порог сети для извлечения фона	0,001	0,09
Начальная скорость обучения сети для извлечения фона	1	1
Рабочая скорость обучения сети для извлечения фона	0,001	0,001
Размер медианного фильтра, пиксели	3	5

Значения равных уровней ошибок для модифицированного алгоритма при разном количестве обучающих примеров приведены в таблице 2. Из таблицы 2 видно, что для обоих видео наименьший равный уровень ошибок достигается при использовании максимальной невязки. При этом полученные уровни ошибок близки к результатам для исходного алгоритма. Таким образом, максимальная невязка может выступать единой оценкой аномальности поведения в простых и сложных сценах.

Таблица 2 Равные уровни ошибок для алгоритмов обнаружения нехарактерного поведения для видео «Работа и ремонт» и видео лаборатории UCSD

Название видео	Количество обучающих примеров	Относительная невязка	Максимальная невязка
Работа и ремонт	3	39,85 %	10,76 %
Работа и ремонт	7	38,08 %	1,58 %
UCSD	10	53,68 %	24,62 %
UCSD	25	51,89 %	24,76 %

### Выводы

В данной работе предложена модификация алгоритма обнаружения нехарактерного поведения на основе метода главных компонент по последователь-



ностям длин векторов смещения. Результаты экспериментов свидетельствует о возможности использования максимальной невязки в качестве единой оценки аномальности поведения в простых и сложных сценах.

### 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. Chandola, V. Anomaly detection: A survey / V. Chandola, A. Banerjee, V. Kumar // ACM Computing Surveys (CSUR), 2009, V. 41(3), 72 p.
3. Jolliffe, I. Principal Component Analysis, Series: Springer Series in Statistics / I. Jolliffe // NY: Springer, 2002, 488 p.
4. Шаталин, Р.А. Обнаружение нехарактерного поведения в задачах видеонаблюдения / Р.А. Шаталин, В.Р. Фидельман, П.Е. Овчинников // Компьютерная оптика. – 2017. – Т. 41, № 1. – С. 37-45.
5. Maddalena L. A Self-Organizing Approach to Background Subtraction for Visual Surveillance Application / L. Maddalena, A. Petrosino // IEEE Transactions on Image Processing, 2008, V. 17(7), P. 1168-1177.
6. Шаталин, Р.А. Критерий качества выделения фона с использованием морфологических операторов для задач обнаружения нештатных ситуаций / Р.А. Шаталин, П.Е. Овчинников // Системы управления и информационные технологии, 2014, Т. 56(2), С. 190-194.
7. Antonakaki, P. Detecting Abnormal Human behavior using Multiple Cameras / P. Antonakaki, D. Kosmopoulos, S. Perantonis // Signal Processing, 2009, V. 89(9), P. 1723-1738.
8. 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.

Р.Р. Юзькив

### КЛАСТЕРИЗАЦИЯ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ СЖАТИЯ МЕТОДОМ КОДИРОВАНИЯ С ПРЕОБРАЗОВАНИЕМ

(Самарский университет)

На рисунке 1а приведена классическая базовая схема сжатия гиперспектральных изображений (ГСИ) на основе блочного кодирования с преобразованием [1-3]. На первом этапе данные разбиваются на непересекающиеся трёхмерные блоки одинакового размера  $b_i$ ,  $0 \leq i < K$ , где  $K$  – количество получившихся блоков. На втором этапе с помощью дискретного косинусного преобразования (ДКП) для каждого блока вычисляется его спектр  $B_i$ . На третьем этапе происходит квантование и округление значений спектра для получения кванто-