



знавания показывают методы с использованием моментов Цернике и расстояния Хэмминга. При этом метод с использованием расстояния Хэмминга делает это несколько точнее. Более высокую точность метода Хэмминга можно объяснить учетом информации о повороте. При распознавании не повернутых изображений предпочтение следует отдавать методу с использованием расстояния Хэмминга. Но при распознавании повернутых изображений, как в случае распознавания символов в формулах, этот метод не применим, в отличие от метода с использованием моментов Цернике.

Таблица 1. Вероятности верного распознавания символа

	Более 40 пикселей	От 16 до 40 пикселей	Менее 16 пикселей
Моменты Цернике	[0.94;0.99]	[0.90;0.98]	[0.85;0.93]
Моменты Уолша	[0.90;98]	[0.85;0.95]	[0.78;86]
Расстояние Хэмминга	[0.94;0,99]	[0.93;0,99]	[0.90;0.98]

Литература

1. Lippmann R.P. An Introduction to Computing with Neural Nets // IEEE ASSP magazine, 1987. Pp. 4-22.
2. Khotanzad A., Hua Hong Y., Invariant Image Recognition by Zernike Moments. // IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. Vol. 12, no. 5, 1990. Pp. 489-497.
3. Фаддеев М.А. Элементарная обработка результатов эксперимента. – Н. Новгород: Нижегородский государственный университет, 2002 – 108 с.

Р.А. Шаталин, П.Е. Овчинников

АЛГОРИТМ ОБНАРУЖЕНИЯ НЕШТАТНЫХ СИТУАЦИЙ В ЗАДАЧАХ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ НА ОСНОВЕ МЕТОДА ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ

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

Видеонаблюдение приобретает все большее значение в нашей повседневной жизни, предоставляя важную информацию для сохранения безопасности, как в общественных местах, так и на частных территориях. Современные системы видеонаблюдения позволяют свести на несколько мониторов данные со всех камер, записать и просмотреть их в случае необходимости. Из этого следует, что такие системы создают огромный поток данных, хотя в реальности потенциально опасные ситуации возникают достаточно редко. Более того, человек оказывается неспособен удерживать внимание на видеокадрах, где многие события являются обыденными и повторяющимися, что в свою очередь снижает шанс обнаружения нештатных ситуаций. Эту ситуацию можно исправить, если сосредотачивать внимание оператора только на существенных изменениях в сцене и необычном поведении людей. Основными требованиями к таким си-



стемам являются обязательное срабатывание на нештатные ситуации, минимальное количество ложных срабатываний и работа в реальном времени. В данной области ведутся исследования и существует целый ряд проблем, которые еще не были до конца решены [1].

В данной работе предложен алгоритм принятия решения о наличии нештатной ситуации на видеоизображении на основе метода главных компонент [2]. Для каждого кадра видеопоследовательности формируется вектор характеристик поведения следующим образом. Сначала происходит отделения фона сцены от объектов самоорганизующейся искусственной нейронной сетью, предложенной в работе [3]. Параметры сети были выбраны с помощью критерия качества выделения фона на основе морфологических операторов [4]. Затем для каждого пикселя, принадлежащего объекту, оценивается скорость движения с помощью метода оценки оптического потока и метода плоской гомографии [5], чтобы компенсировать влияние перспективной проекции. В качестве вектора характеристик поведения берется последовательность значений модулей скоростей каждого пикселя на изображении.

Дальнейшую работу алгоритма можно разбить на два этапа. Первый этап заключается в обучении, под которым понимается вычисление главных компонент векторов характеристик движения для образцов нормального поведения. Второй этап заключается в анализе текущего поведения в сцене. Для этого вектор характеристик текущего кадра 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 [6]. 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 на набор векторов главных компонент и проецирования обратно.

Поскольку данная составляющая теряется при проецировании на набор векторов главных компонент, то она не коррелирует с векторами характеристик нормального поведения и предположительно соответствует нештатному поведению в сцене. Из этого следует, что на основе вектора невязки можно оценить аномальность текущего поведения в сцене. При этом если значение оценки аномальности превышает некоторый заданный порог, то принимается решение о наличии нештатной ситуации в сцене.

Самый простой в интерпретации оценкой аномальности на основе значения вектора невязки является относительная невязка, определенная 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. При этом очень большие значения отдельных проекций в векторе невязки не оказывают существенного влияния на такую оценку. Для учета этого фактора была рассмотрена другая оценка аномальности – максимум невязки, представляющая собой максимальное значение среди проекций вектора невязки. Такая оценка является размерной и она неустойчива к погрешностям и шуму в векторе невязки, но она позволяет учитывать самое сильное отклонение от векторов характеристик нормального поведения безотносительно средних значений вектора невязки.

Работа алгоритма была проверена, как на видеозаписях лаборатории UCSD [6], так и на экспериментально полученных видео. Видеозапись «Работа и ремонт» были 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 производилось обучение. Затем вычислялись значения относительной невязки и максимума невязки всех кадров с нормальным и нештатным поведением из выбранного видео. На основе этих значений строились гистограммы распределения значений оценок аномальности для обоих типов поведения. На основе полученных гистограмм для каждого видео и каждой оценки аномальности рассчитывались равные уровни ошибок, чьи значения приведены в таб. 1.

Из таб. 1 видно, что с увеличением количества обучающих примеров равный уровень ошибок для относительной невязки уменьшается, что свидетельствует о способности системы к обучению. При этом представляет интерес тот факт, что для видео лаборатории UCSD лучшее разделение типов поведения было достигнуто при использовании максимума невязки, а для видео «Работа и ремонт» – при использовании относительной невязки. Такой результат можно объяснить тем, что в условиях движения большого количества объектов наиболее эффективной является оценка, которая учитывает только самое сильное отклонение от нормального поведения. При этом относительная невязка более устойчива к погрешностям и шуму, чем можно объяснить бóльшую эффективность относительной невязки в условиях наличия лишь одного объекта в сцене и неоднозначную зависимость равного уровня ошибки максимума невязки от количества образцов.



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

Название видео	Количество обучающих примеров	Относительная невязка	Максимум невязки
Работа и ремонт	3	7%	10%
Работа и ремонт	7	4%	8%
UCSD	5	49%	24%
UCSD	25	44%	28%

Результаты экспериментов показывают, что различие разных типов поведения на основе выбранных характеристик принципиально возможно. 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 относительной невязки 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. Результаты экспериментов показывают, что максимум невязки эффективен для обнаружения нештатного поведения среди большого количества движущихся объектов, а относительная невязка – для оценки аномальности поведения одного объекта в сцене. Дальнейшая работа будет направлена на разработку единой, надежной и эффективной оценки аномальности для сцен с произвольным количеством объектов. Работа выполнена в рамках базовой части государственного задания Минобрнауки России образовательным организациям высшего образования в сфере научной деятельности ФТ-1 – 01201459263.

Литература

1. Овчинников П., Шаталин Р. Алгоритмы обнаружения нештатных ситуаций в задачах видеонаблюдения // В докладах 16-й Международной конференции и выставки «Цифровая обработка сигналов и её применение», Москва, Том 2, 2014, стр. 684-686.
2. Jolliffe I., Principal Component Analysis // Springer, New York, 2002, 487 стр.
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. Antonakaki P., Kosmopoulos D., Perantonis S. Detecting Abnormal Human behavior using Multiple Cameras // Signal Proccecing, 2009, Vol. 89, № 9, P. 1723-1738.



6. 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, М.В. Медведев

КОНТРОЛЬ ЛИТЬЯ ИЗДЕЛИЙ ИЗ ПЛАСТМАССЫ НА ОСНОВЕ МАШИННОГО ЗРЕНИЯ

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

В настоящее время практически во всех сферах человеческой деятельности применяются средства машинного зрения. Особенно актуально их использование в системах управления технологическими процессами. Это связано с тем, что в таких системах можно в значительной степени автоматизировать процессы обработки информации и принятия решений, сводя к минимуму ошибки человека-оператора.

Одним из направлений разработки методов и алгоритмов машинного зрения является анализ изображений, получаемых в реальном времени в процессе изготовления изделий из пластмассы.

К самым распространенным методам изготовления пластмассовых изделий относится литье под давлением [1]. Он весьма технологичен, обеспечивает высокую производительность, хорошо автоматизируется и не требует проведения последующей механической обработки. Литье под давлением представляет собой сложный процесс, состоящий из нескольких последовательных технологических стадий:

- 1) заполнение формы расплавом;
- 2) уплотнение расплава;
- 3) выдержка под давлением;
- 4) охлаждение;
- 5) выталкивание изделия.

Данный процесс можно описать следующим образом. После смыкания формы, расплав поступает из впрыска литьевой машины (термопласт-автомата) в относительно «холодную» формующую полость по литниковой системе. Затем под воздействием давления расплав уплотняется и, окончательно заполняя формующую полость, точно копирует ее внутреннюю поверхность. Расплав выдерживается в форме под давлением, частично компенсируя усадку, которая происходит во время охлаждения изделия; давление обычно поддерживается до момента затвердевания расплава в наиболее тонких элементах литниковой системы. После их затвердевания полностью прерывается поступление расплава. Находящийся в формующей полости расплав продолжает охлаждаться и усаживаться, но уже без компенсации. После этого форма раскрывается, и охлажденное изделие выталкивается в большинстве случаев с помощью специаль-