

УДК 004.932.72'1

С.Г. Антощук, д-р техн. наук, проф.,
Н.В. Коваленко, магістр,
Одес. нац. політехн. ун-т

АНАЛИЗ ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ПРИ ОХРАНЕ ЭКСПОЗИЦИЙ

С.Г. Антощук, М.В. Коваленко. Анализ видеопоследовательности при охороні експозицій. Розроблено автоматизовану систему виявлення зниклих об'єктів у видеопоследовательності. Модернізовано метод суміші Гаусіан, що використовується для моделювання фону, з метою покращення можливості системи адаптуватися до змін освітлення. Проведено тестування системи на наборах тестових видеопоследовательностей.

Ключові слова: сегментація; виявлення зниклих об'єктів; суміш Гаусіан; моделювання фону.

С.Г. Антощук, Н.В. Коваленко. Анализ видеопоследовательности при охроне експозицій. Разработана автоматизированная система обнаружения исчезнувших объектов в видеопоследовательности. Модернизирован метод смеси Гауссиан, используемый для моделирования фона, для улучшения адаптируемости системы к сменам освещенности. Проведено тестирование системы на тестовых видеопоследовательностях.

Ключевые слова: сегментация; обнаружение исчезнувших объектов; смесь Гауссиан; моделирование фона.

S.G. Antoschuk, N.V. Kovalenko. Intelligent video stream analysis in museum and exhibition security. An automated system for removed objects detection in a video was developed. The Mixture of Gaussians method used for background frame modeling was improved in order for the system to better adapt to the lightning changes. The system was tested using a public video dataset.

Keywords: segmentation; removed objects detection; mixture of Gaussians; background modelling.

По данным Интерпола лидерство по кражам произведений искусства сегодня принадлежит четырем странам: Франции, Италии, России и Германии. Даже в Украине за последние два года ограблены музеи в Тернополе, Одессе, Севастополе, Яготине и других украинских городах. Среди причин участвовавших похищений эксперты называют недостаточное финансирование музеев, и, связанный с ним, недостаточный уровень сигнализации и охраны, а также халатность персонала. Поэтому актуальной задачей является создание надежных и недорогих средств охраны музейных экспонатов.

Для ее решения предложено использовать средства видеонаблюдения. Обнаружение краж экспонатов в музеях и на выставках, можно свести к решению задачи обнаружения исчезнувших объектов в видеопотоке, которая, наряду с задачей обнаружения оставленных объектов, является одной из фундаментальных задач компьютерного зрения.

Существует множество методов автоматического детектирования оставленных объектов, таких как припаркованные автомобили и оставленный багаж, в видеопоследовательностях для многих приложений, включая мониторинг трафика, общественную безопасность, торговую сферу и проч. Однако задача обнаружения исчезнувших объектов по-прежнему является открытой проблемой.

В данной работе в качестве исчезнувшего объекта будем считать некий стационарный объект, который был в кадре ранее, но отсутствует в последующих кадрах. Для детектирования исчезнувших объектов мы производим обнаружение статических областей, которые подвергаются изменениям.

Большинство из предложенных подходов к обнаружению оставленных и исчезнувших объектов основаны на трекинге объектов и обнаружении момента остановки или начала

движения объекта. Однако эти методы плохо подходят для сложных сцен с изменяющимся фоном и заграждениями. Кроме того, они требуют решения сложной задачи обнаружения и трекинга объектов в качестве промежуточного шага.

Альтернативой методам, основанным на трекинге, является использование одной камеры и моделирование двух фоновых изображений для детектирования стационарных объектов [1]. Два фоновых изображения моделируются путём выборки кадров из исходного видеопотока с разным шагом (один для кратковременных и второй для долговременных событий). Недостатком этого подхода является необходимость ручного задания параметров для конкретного приложения, а также отсутствие механизма определения, относится ли объект к оставленному или удаленному.

Другая группа методов основана на анализе энергии контура объектов и допущении, что энергия в текущем кадре выше для оставленных объектов и ниже для исчезнувших объектов [2]. Такие подходы хорошо подходят для простых однородных фонов. Однако для сложных сцен с загроможденным фоном данное допущение неверно. Для сложных сцен в результате вычитания фона часто сегментируются лишь отдельные фрагменты реальных объектов, что также приводит к некорректной работе подходов, основанных на вычислении энергии контуров.

В данной работе предложена система обнаружения исчезнувших объектов, состоящая из двух компонент: подсистемы вычитания фона и обнаружения статических областей, а также подсистемы идентификации объекта как исчезнувшего.

Для моделирования заднего фона и обнаружения статических объектов используется метод смеси Гауссиан [3], который характеризуется устойчивостью и эффективностью. Данный метод основан на адаптивном статистическом моделировании интенсивности пикселей. Смесь из K Гауссиан (где K от 3 до 5) используется для построения модели заднего фона и детектирования движущихся объектов. Для пикселя X в момент времени t , вероятность наблюдения текущего значения интенсивности этого пикселя может быть записана как

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} * \eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}), \quad (1)$$

где K — количество смесей гауссиан;

$\omega_{i,t}$ — оценка весов i -го гауссового распределения;

$\mu_{i,t}$ — среднее значений для i -го гауссового распределения;

$\Sigma_{i,t}$ — матрица ковариации для i -го гауссового распределения;

η — функция плотности гауссового распределения:

$$\eta(X_t, \mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - \mu)^T \Sigma^{-1} (X_t - \mu)}, \quad (2)$$

где n — число измерений для интенсивности пикселя X и

$$\omega_{k,t} = (1 - \alpha)\omega_{k,t-1} + \alpha(M_{k,t}), \quad (3)$$

где α — скорость обучения;

$M_{k,t}$ — равно 1 для совпавшей модели и 0 — для оставшихся моделей.

Предполагая, что красные, синие и зеленые значения пикселей независимы и имеют одинаковые отклонения, считаем, что $\Sigma_{k,t} = \sigma_k^2 I$, где I — последовательность кадров. После упорядочивания Гауссиан по значению ω/α , первые B распределений выбираются для модели фона, где

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{k=1}^b \omega_k > T \right), \quad (4)$$

где T — критерий минимального объема данных, учитываемых задним фоном.

Параметры μ и σ для несовпавших распределений остаются прежними. Параметры распределения, которое совпадает с новым наблюдением, обновляются следующим образом:

$$\mu_t = (1 - \rho)\mu_{t-1} + \rho X_t, \quad (5)$$

$$\sigma_t^2 = (1 - \rho)\sigma_{t-1}^2 + \rho(X_t - \mu_t)^T (X_t - \mu_t), \quad (6)$$

где

$$\rho = \alpha \eta(X_t | \mu_k, \sigma_k). \quad (7)$$

В данной работе фоновое изображение моделируется с использованием трёх Гауссиан. Первое гауссово распределение показывает устойчивые пиксели и представляет собой фоновое изображение. Второе гауссово распределение отображает повторяющиеся отклонения и относительно стационарные области. Третье распределение – пиксели с высокой скоростью изменения. В предлагаемом алгоритме, если вес второй Гауссианы для пикселя выше порогового значения, то он принадлежит к статической области.

Метод, основанный на использовании смеси Гауссиан, устойчив к медленным изменениям освещенности, периодическому фоновому шуму, медленно движущимся объектам, долговременным изменениям в сцене и шумам камеры. Однако, метод не способен адаптироваться к быстрым изменениям освещенности и плохо воспринимает тени. В различных исследованиях были предложены подходы к улучшению производительности метода смеси Гауссиан.

При использовании метода смеси Гауссиан резкое изменение освещенности приводит к появлению больших областей ложных срабатываний на переднем фоне. Для того, чтобы метод лучше работал с быстрыми изменениями освещенности, в данной системе был предложен подход, использующий информацию о текстуре для ликвидации ложных срабатываний. Идея подхода состоит в том, что текстура в областях с ложными срабатываниями, возникшими в результате резкой смены освещенности, должна быть схожей с текстурой на заднем плане.

Градиентные значения менее чувствительны к изменениями освещенности, что позволяет получить более точное значение разницы текстур. Для измерения схожести текстуры в пикселе X между текущим кадром и задним фоном, используется следующая метрика [5]:

$$S(X) = \frac{\sum_{u \in W_X} 2 \|g(u)\| \cdot \|g_b(u)\| \cos \theta}{\sum_{u \in W_X} (\|g(u)\|^2 + \|g_b(u)\|^2)}, \quad (8)$$

где W_X — область $M \times N$, с центром в пикселе X ;

g и g_b — градиентные векторы текущего и фонового кадров соответственно;

θ — угол между векторами.

В областях с ложными срабатываниями, полученными в результате быстрой смены освещенности, изменений в текстуре между текущим кадром и фоновым изображением не будет, т.е. $S(X) \approx 1$. Области изображения, в которых $S(X) \geq T_X$, будем считать ложными срабатываниями. В результате тестирования было подобрано значение T_X равное 0,65.

После того, как статическая область была обнаружена, необходимо идентифицировать её, как соответствующую удаленному объекту. В литературе практически отсутствуют методы, способные решить эту задачу. Существующие подходы основаны на анализе интенсивности контуров статических областей на фоновом и текущем изображениях. Предполагается, что статическая область может быть классифицирована как исчезнувший объект, если фоновое изображение содержит большее количество контуров, чем передний план. Подобные методы не подходят для сложных сцен с большим количеством движущихся объектов и перекрытий.

В работе предложено для идентификации области, соответствующей удаленному объекту, учитывать окружение статической области, т.е. определять, насколько она совместима с

окружением (рис. 1).

Подход состоит в следующем:

- статическая область после сегментации подвергается операции эрозии, для того, чтобы её границы лежали внутри области объекта;
- к полученной области применяется стандартный алгоритм расширения (рис 1, б);
- предыдущие два шага повторяют для фонового изображения (рис 1, г);
- если полученная область на заднем фоне меньше, чем область на переднем фоне, то объект классифицируется как исчезнувший.

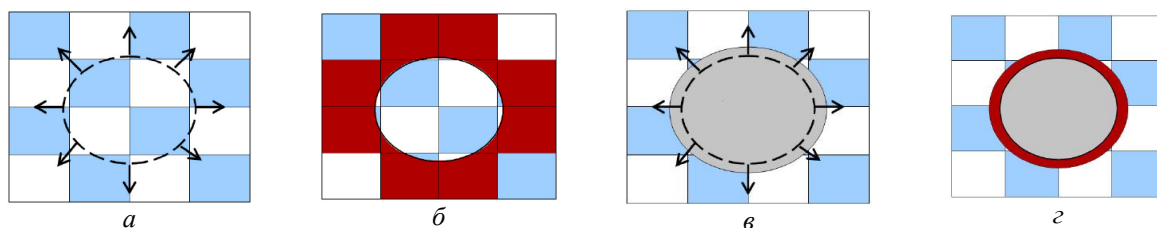


Рис. 1. Определение типа статического объекта: а — статическая область; б — сегментированная область после расширения; в — та же область на фоновом изображении; г — сегментированная область после расширения, которая меньше чем область на (б)

Типичная сцена с исчезнувшим объектом и пример обнаружения этого факта представлены на рис. 2.

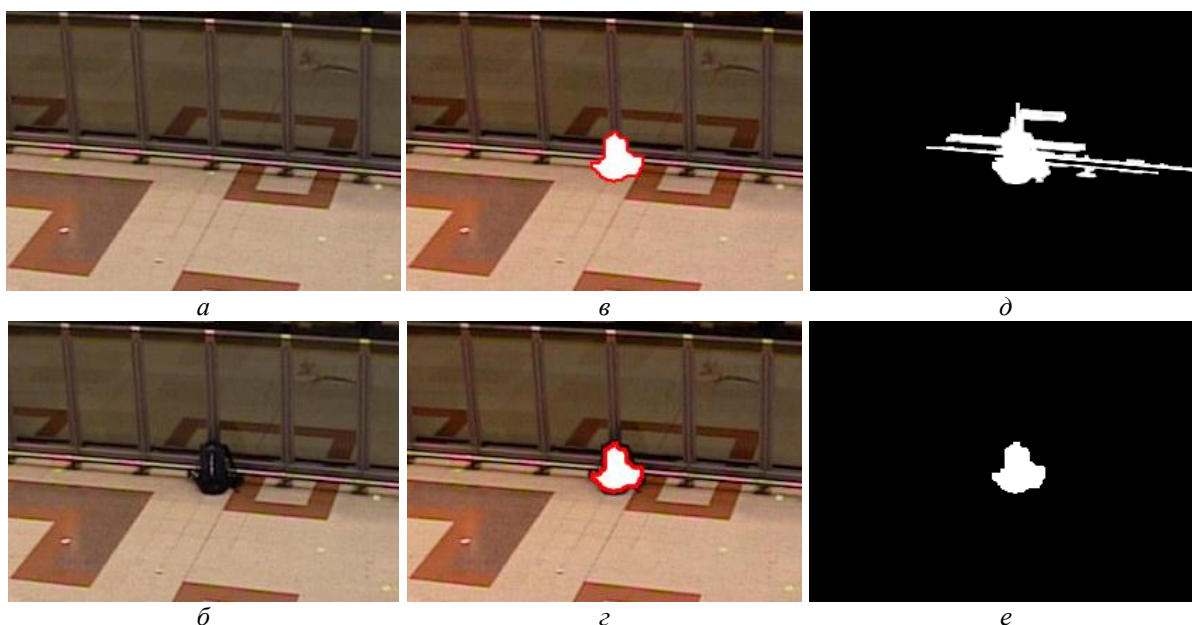


Рис. 2. Пример обнаружения удаленного объекта: а — текущий кадр с исчезнувшим объектом; б — фоновое изображение; в — маска, подверженная операции эрозии, наложенная на текущий кадр; г — маска с эрозией на фоновом изображении; д — результат сегментации для текущего кадра; е — результат сегментации для фонового изображения

Для экспериментальной проверки разработанной системы были использованы тестовые видеопоследовательности из набора данных PETS 2006 [6], который был специально создан для тестирования алгоритмов детектирования оставленных и исчезнувших объектов в общественных местах. Эталонные данные для каждой видеопоследовательности содержат

інформацію о количестве людей и оставленных/исчезнувших объектов, задействованных в сцене. Набор PETS 2006 содержит семь различных сценариев с возрастающей сложностью сцены. В результате тестирования разработанной системы во всех видеопоследовательностях были обнаружены исчезнувшие объекты, без единого ложного срабатывания. Пример работы системы для одного из тестовых видеороликов показан на рис. 3.



Рис. 3. Результат работы системы: а — фоновое изображение; б — текущий кадр, на котором человек забрал предмет

В данной работе была предложена и разработана система для обнаружения исчезнувших объектов в видеопоследовательности в реальном времени. Для детектирования статических объектов был применен метод смеси Гауссиан, который был модифицирован с целью улучшения адаптируемости метода к резким сменам освещенности. Был предложен подход, позволяющий верно классифицировать область кадра как исчезнувший объект.

Проведена экспериментальная проверка разработанной системы на наборе тестовых видеороликов. В результате моделирования было установлено, что разработанная система позволяет эффективно обнаруживать исчезнувшие объекты в реальном времени в сложных сценах с перекрытиями и резкими сменами освещенности. Кроме того, использование метода смеси Гауссиан позволяет производить не только обнаружение исчезнувших объектов, но и вести наблюдение за другими объектами переднего плана, в том числе и за людьми, а также отслеживать их перемещения.

Предложенная система может быть использована в различных учреждениях для обеспечения охраны, в том числе в музеях и выставках для защиты экспонатов от перемещений и кражи.

Литература

1. Porikli, F. Detection of Temporarily Static Regions by Processing Video at Different Frame Rates / F. Porikli // IEEE International Conference on Advanced Video and Signal-Based Surveillance. — London. — 2007. — P. 236 — 241.
2. He, Z. Visual object tracking based on the contourlet transform / Z. He, G. Huang, Y. Li, H. Yu, X. Ye // Industrial Electronics and Applications, 7th IEEE Conference. — 2012. — P. 1768 — 1771.
3. Stauffer, C. Adaptive Background mixture Models for Real-time Tracking / C. Stauffer, W.E.L. Grimson // IEEE Computer vision and Pattern Recognition 99. — 1999. — Vol. 2. — P. 246 — 252.
4. Ying-Li, Tian. Robust and Efficient Foreground Analysis for Real-time Video Surveillance / Ying-Li Tian, M. Lu, A. Hampapur // IEEE Computer vision and Pattern Recognition. — San Diego. — 2005.

5. Li, L. Integrating Intensity and Texture Differences for Robust Change Detection / L. Li, M.K.H. Leung // *IEEE Transactions on Image Processing*. — 2002. — Vol. 11, No. 2. — P. 105 — 112.
6. PETS 2006. Performance Evaluation of Tracking and Surveillance / Benchmark Data [Electronic resource] — <http://www.cvg.rdg.ac.uk/PETS2006/data.html>. — 2006. — 10.12.12.

References

1. Porikli, F. Detection of Temporarily Static Regions by Processing Video at Different Frame Rates / F. Porikli // *IEEE International Conference on Advanced Video and Signal-Based Surveillance*. — London. — 2007. — pp. 236 — 241.
2. He, Z. Visual object tracking based on the contourlet transform / Z. He, G. Huang, Y. Li, H. Yu, X. Ye // *Industrial Electronics and Applications, 7th IEEE Conference*. — 2012. — pp. 1768-1771.
3. Stauffer, C. Adaptive Background mixture Models for Real-time Tracking / C. Stauffer, W.E.L. Grimson // *IEEE Computer vision and Pattern Recognition 99*. — 1999. — Vol. 2. — pp. 246 — 252.
4. Ying-Li, Tian. Robust and Efficient Foreground Analysis for Real-time Video Surveillance / Ying-Li Tian, M. Lu, A. Hampapur // *IEEE Computer vision and Pattern Recognition*. — San Diego. — 2005.
5. Li, L. Integrating Intensity and Texture Differences for Robust Change Detection / L. Li, M.K.H. Leung // *IEEE Transactions on Image Processing*. — 2002. — Vol. 11, # 2. — pp. 105 — 112.
7. PETS 2006. Performance Evaluation of Tracking and Surveillance / Benchmark Data [Electronic resource] — <http://www.cvg.rdg.ac.uk/PETS2006/data.html>. — 2006. — 10.12.12.

Рецензент д-р техн. наук, проф. Одес. нац. политехн. ун-та Дрозд А.В.

Поступила в редакцію 18 декабря 2012 г.