

ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ, СИГНАЛОВ И ТЕКСТОВ

УДК 004.932+519.6

Е.А. Краснобаев

**О МОДИФИКАЦИЯХ МЕТОДА СЕГМЕНТАЦИИ ДВИЖЕНИЙ
НА ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЯХ НА ОСНОВЕ СМЕСИ НОРМАЛЬНЫХ
РАСПРЕДЕЛЕНИЙ В РЕЖИМЕ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ**

Описывается базовый метод сегментации движений на основе смеси вероятностных распределений. В результате модификации метода повышаются его помехоустойчивость и эффективность сегментации в случае динамического заднего плана в сцене, проводится адаптация алгоритмической и программной реализации для режима реального времени.

Введение

Системы компьютерного зрения широко внедряются во многие сферы человеческой деятельности. Их назначение – автоматизировать множество операций, которые до этого управлялись и контролировались только человеком, увеличивая производительность и безопасность технологических процессов. Одной из задач компьютерного зрения является анализ движения в видеоизображениях. Данная категория задач включает определение глобального движения кадров видеоизображения (используется в задачах сжатия видео) и траектории движения камеры, стабилизацию и компенсацию движения, детектирование и сопровождение движущихся объектов и др.

Начальным этапом детектирования и сопровождения движущихся объектов в видеопоследовательностях является сегментация изображений по признаку движения. Известным подходом к сегментации движения является построение фонового (опорного) изображения [1]. С целью улучшения качества сегментации для описания фонового изображения часто используют вероятностный подход. В соответствии с ним изображение можно считать разновидностью двумерных случайных сигналов, мгновенные значения которых неизвестны и могут быть предсказаны с некоторой долей вероятности. Характеристики таких сигналов являются статистическими и имеют вероятностный вид. Как правило, распределение вероятности случайного процесса заранее неизвестно. Однако многие процессы со случайными величинами можно описать с помощью нормального распределения вероятности. Данный подход может быть распространен на фоновое изображение, предполагая, что каждый пиксель фонового изображения описывается случайным процессом. Он также эффективен, когда объекты на изображениях двигаются непрерывно и фон является статическим. В случаях, когда в сцене присутствует динамический задний план или существуют затененные области, метод оказывается работоспособным без существенных изменений в кадре только в кратковременный период. Причинами этого является большое количество ошибок, накапливаемых в фоновой модели. Устранение данного недостатка обеспечивается путем постоянного обновления фонового изображения, а также использования дифференцированного порога сегментации. Перечисленным требованиям удовлетворяет известный метод сегментации движения на основе смеси вероятностных распределений С. Стафера [2, 3], основанный на методах математической статистики. Проанализируем базовый подход.

1. Базовый подход

Метод основывается на использовании системы случайных процессов, описываемых нормальными распределениями Гаусса, для моделирования значений пикселя. Данный подход

использует адаптивное обновление фоновой модели и призван обеспечить работоспособность метода с учетом динамического заднего плана и изменяющегося освещения в изображении.

Известно, что в процессе видеонаблюдения пиксели, описывающие фоновую модель в разные моменты времени, могут отражать как фон, так и движущиеся объекты интереса, причем при обновлении пикселей фонового изображения в случае нахождения объекта интереса в фоновую модель будут включаться пиксели объекта и модель будет нарушаться. Для устранения этого факта предполагается описывать пиксель изображения не одним, а несколькими случайными процессами, которые подчиняются различным законам распределения.

В результате при попадании в пиксель нового объекта будет создаваться соответствующий новый случайный процесс, а старый сохраняться. При удалении данного объекта пиксель продолжает описываться предыдущим случайным процессом, что не позволяет нарушать фоновую модель.

Обозначим через $X(t)$ случайный процесс в пикселе (x_0, y_0) как временной ряд:

$$X(t) = \{X_0, \dots, X_n\} = \{I(x_0, y_0, i), 1 \leq i \leq n\}, \quad (1)$$

где $I(x_0, y_0, i)$ – яркость пикселя изображения I в точке (x_0, y_0) в момент времени i .

Вероятность наблюдения текущего значения пикселя при этом будет равна суперпозиции нормальных распределений:

$$P[X(t)] = \sum_{i=1}^k \omega_i(t) \eta[X(t), \mu_i(t), \Sigma_i(t)], \quad (2)$$

где k – номер распределения Гаусса (общее количество распределений может составлять три-пять в зависимости от вычислительной мощности компьютера); $\omega_i(t)$ – удельный вес распределения, характеризующий i -е распределение в момент времени t ; $\mu_i(t)$ – математическое ожидание; η – функция плотности вероятности распределения Гаусса:

$$\eta[X(t), \mu(t), \Sigma(t)] = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(X(t)-\mu(t))^T \Sigma^{-1}(X(t)-\mu(t))}. \quad (3)$$

Ковариантную матрицу $\Sigma(t)$ представляют в виде

$$\Sigma(t) = \sigma^2(t)I, \quad (4)$$

где $\sigma(t)$ – среднее квадратичное отклонение распределения Гаусса (предполагая, что вероятности красных, зеленых и синих компонент пикселя являются независимыми величинами и имеют одни и те же среднее квадратичные отклонения). В случае полутоновых изображений дисперсия является скалярной величиной.

Данная модель предусматривает обновление при поступлении нового пикселя. Каждое новое значение $X(t)$ проверяется на принадлежность одному из k распределений Гаусса, описывающих фон. Соответствие считается определенным, если отклонение значения пикселя от его математического ожидания находится в пределах величины трех среднее квадратичных отклонений текущего распределения (правило «трех сигм»):

$$\mu(t) - 3\sigma(t) \leq X(t) \leq \mu(t) + 3\sigma(t). \quad (5)$$

Если ни одно из k распределений Гаусса не соответствует значению пикселя, наименее вероятное распределение с наименьшим весом заменяется распределением с математическим ожиданием, равным значению текущего пикселя.

Значения удельных весов каждого распределения Гаусса обновляются с течением времени следующим образом:

$$\omega_k(t) = (1 - \alpha_3)\omega_k(t-1) + \alpha_3 M_k, \quad (6)$$

где α_3 – величина, характеризующая скорость обновления модели и выбираемая в диапазоне $[0, 1]$; M_k – функция, равная 1 при k , равном индексу текущего распределения, и равная 0 при всех остальных значениях k .

Параметры $\mu(t)$ и $\sigma(t)$ распределений Гаусса, для которых не выполнилось соответствие текущего пикселя, не меняются. Параметры распределения, которому соответствует новый пиксель, необходимо обновить путем применения авторегрессионной модели первого порядка:

$$\mu(t) = (1 - \alpha_1)\mu(t-1) + \alpha_1 X(t); \quad (7)$$

$$\sigma^2(t) = (1 - \alpha_2)\sigma^2(t-1) + \alpha_2 (X(t) - \mu(t))^2, \quad (8)$$

где α_1, α_2 – величины, характеризующие фактор адаптации текущего распределения и выбираемые в диапазоне $[0, 1]$. Распределения, характеризующиеся максимальными удельными весами, с наибольшей вероятностью описывают фоновый пиксель изображения:

$$\{\omega_k\} > T, \quad k = 1, \dots, 5. \quad (9)$$

Основным преимуществом данного подхода является тот факт, что динамический задний план в изображении (движение листвы деревьев, изменяющееся освещение) постепенно включается в фоновую модель и не фиксируется. Этот подход эффективен также, когда разные области изображения имеют разную освещенность, что позволяет детектировать объекты в затененных областях изображения.

В процессе анализа алгоритма, реализующего базовый метод сегментации, определена необходимость:

- увеличения помехоустойчивости метода по причине накопления ошибочной сегментации с течением времени;
- увеличения качества сегментации при периодических колебаниях в заднем плане сцены;
- снижения ресурсоемкости алгоритмической и программной реализации для режима реального времени.

Действительно, при реализации алгоритма базового метода существует необходимость в увеличении помехоустойчивости построенной модели. Рассмотрим параметры процессов в пикселе статической сцены в течение некоторого времени (таблица).

Анализируя таблицу, можно заметить, что дисперсия первого текущего процесса к 157-му кадру достигает значения 0,1123. Поэтому уже при отклонении среднего значения в 158-м кадре на величину двух уровней яркости не выполняется условие «трех сигм» и пиксель сегментируется как движущийся (значение его веса меньше порога T), хотя движения в нем реально не произошло. Это приводит к ошибочному созданию второго процесса в данном пикселе, по тем же причинам создается и третий процесс. В результате пиксель в кадрах 158, 163, 165, 167, 168 ошибочно сегментируется как движущийся.

Очевидно, что с течением времени дисперсия пикселя, отражающего статическую часть сцены, стремится к некоторому минимуму. Действительно, в уравнении (8) слагаемое $\alpha_2 (X(t) - \mu(t))^2$ при неизменности значений пикселя будет стремиться к нулю. В результате даже малое последующее отклонение приведет к сегментации пикселя. Очевидно, что и система обновления дисперсии,

и схема определения принадлежности пикселя к одному из распределений требуют определенной корректировки.

Параметры процессов в пикселе фоновой модели в случае статической сцены
в кадре при $\alpha_1 = 0,8$, $\alpha_2 = 0,5$, $\alpha_3 = 0,5$, $T = 0,75$

Номер кадра	Номер процесса	Яркость текущего пикселя	Удельный вес процесса (обновл.)	Математическое ожидание (обновл.)	Дисперсия (обновл.)
...
157	1*	86	1,0000	86,0390	0,1123
158	1	84	0,4000	86,0390	0,1123
	2*		0,6000	84,0000	5,0000
159	1	84	0,1600	86,0390	0,1123
	2*		0,8400	84,0000	2,5000
160	1	88	0,0640	86,0390	0,1123
	2*		0,9360	87,2000	1,5700
161	1	84	0,0256	86,0390	0,1123
	2*		0,9744	84,6400	0,9898
162	1	83	0,0102	86,0390	0,1123
	2*		0,9898	83,3280	0,5487
163	1*	86	0,6041	86,0078	0,0562
	2		0,3959	83,3280	0,5487
164	1*	86	0,8416	86,0016	0,0281
	2		0,1584	83,3280	0,5487
165	1	83	0,3367	86,0016	0,0281
	2*		0,6633	83,0656	0,2765
166	1	84	0,1347	86,0016	0,0281
	2*		0,8653	83,8131	0,1557
167	1	87	0,0539	86,0016	0,0281
	2		0,3461	83,8131	0,1557
	3*		0,6000	87,0000	5,0000
168	1	85	0,0215	86,0016	0,0281
	2*		0,7385	84,7626	0,1060
	3		0,2400	87,0000	5,0000
169	1	84	0,0086	86,0016	0,0281
	2*		0,8954	84,1525	0,0646
	3		0,0960	87,0000	5,0000
...

Примечание: * обозначен текущий процесс.

2. Повышение помехоустойчивости фоновой модели

Одной из причин ошибочной сегментации движений может являться некорректная модель оценки и обновления дисперсии процесса (8). Формула (8) представляет собой авторегрессионную модель первого порядка, и прогнозирование нового значения модели основывается лишь на предыдущем и нынешнем значениях модели, что в данном случае недостаточно для корректной оценки величины дисперсии. Решением этой задачи могут являться:

- увеличение порядка авторегрессионной модели путем сохранения недавней истории значений пикселя;
- оценка средней величины дисперсии процесса до начала наблюдения.

Увеличение порядка авторегрессионной модели приводит к необходимости сохранять недавнюю историю значений для каждого пикселя изображения, что увеличивает вычисли-

тельную нагрузку алгоритма, причем для получения выборки значений для начальной оценки величины дисперсии необходимо создать условия и затратить определенное время.

Более эффективным решением является оценка средней величины дисперсии процесса до начала наблюдения. Для этого достаточно оценить значение дисперсии статического фонового пикселя изображения для данного типа фотокамер, которое является отличным от нуля вследствие цифрового шума. Анализ показывает, что при минимизации внешних помех в пикселе изображения всегда присутствует цифровой шум, обусловленный самим процессом получения цифровых изображений. Значения яркости отдельного фонового пикселя с течением времени можно проанализировать на рис 1.

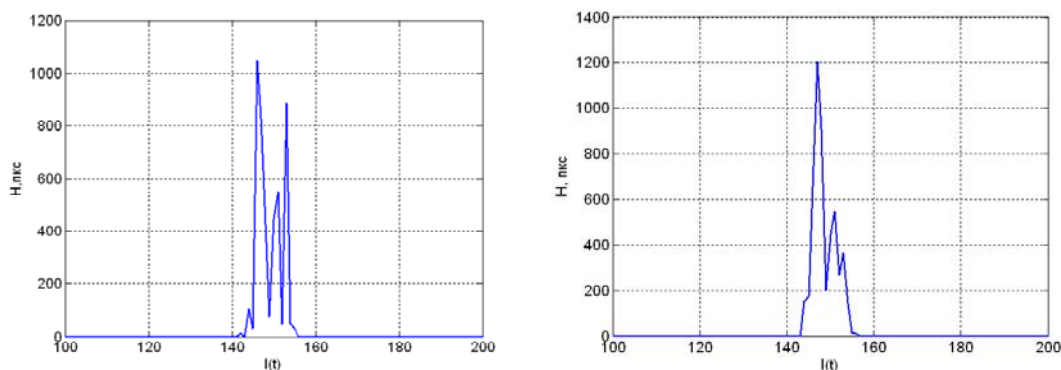


Рис. 1. Временные гистограммы яркости отдельного пикселя¹ (серый статический фон)

Причинами происхождения данных временных шумов называют физические процессы, происходящие в фотодатчике [4, 5]: взаимодействие фотонов света с атомами материала фотодиодов сенсора, которое носит стохастический характер, теньевые токи, токи смещения, шумы считывания, шумы квантования, гамма-коррекцию изображения и др. В результате случайный процесс в фоновом пикселе всегда будет иметь некоторую дисперсию σ_0^2 , определяемую цифровым шумом, и все наблюдаемые значения пикселя, определяемые этим среднеквадратичным отклонением, могут считаться относящимися к фоновому процессу.

Для уменьшения ошибочной сегментации имеет смысл ограничить значения модели дисперсии (8) любого процесса величиной σ_0^2 . Выражение (8) при этом должно быть изменено следующим образом:

$$\sigma^2(t) = (1 - \alpha_2)\sigma^2(t-1) + \alpha_2[(X(t) - \mu(t))^2 + \sigma_0^2]. \quad (10)$$

В результате тестирования действительно установлено, что величина дисперсии не опускается ниже значения σ_0^2 . Это приводит к минимизации влияния шумов фотодатчика на процесс видеонаблюдения и как следствие – к уменьшению ошибочной сегментации движения в кадре.

Числовое значение величины σ_0^2 вследствие сложности точной оценки шумов может определяться двумя способами: путем построения временных гистограмм (см. рис. 1), позволяющих определить разброс значений яркости измеряемого пикселя, и путем вычисления величины отклонения на основе соотношения сигнал/шум для данного типа фотодатчиков.

3. Изменение способа обновления удельного веса процессов

Рассмотрим преимущества описания пикселя изображения системой из нескольких различных нормальных распределений и влияние их на сегментацию периодических движений на заднем плане изображения. В базовом методе предполагается, что в пикселе изображения не-

¹Измерение значений отдельного пикселя серого однотонного статического фона производилось телевизионной видеокамерой ЭВС VMC-745-НЗ с видеосервером AXIS 214S, а также веб-камерой АСМЕ Т041 на протяжении 3 мин (~ 4000 измерений). В процессе съемки минимизировался фактор изменяющегося освещения.

сколько процессов могут описывать фоновый пиксель изображения, так как в фоновом пикселе могут происходить малые колебания, обусловленные динамикой заднего плана изображения. Проанализируем данный процесс. Предположим, что в пикселе изображения некоторой сцены происходит периодическое движение, например колебание листы дерева. В результате пиксель попеременно будет отражать в разные моменты времени, например, листву, ветку, небо. Приближенно будем считать, что такое движение может описываться тремя различными нормальными распределениями. Необходимо, чтобы в процессе видеонаблюдения данный пиксель постоянно трактовался как фоновый.

Предполагается, что за период колебания в фоновом пикселе веса фоновых процессов w , не являющихся текущими, не могут опускаться ниже порога T (что регулируется коэффициентом α_3 в формуле (6)) и в результате переход от одного существующего фонового процесса к другому не будет сопровождаться сегментацией пикселя как движущегося. Однако на практике зачастую колебания могут быть квазипериодическими либо период колебаний может быть достаточно большим. Это приводит к тому, что данная модель работает недостаточно эффективно. Решением в этом случае может служить уменьшение коэффициента $\alpha_3 = 0,1 - 0,01$ в формуле (6). В результате вес процессов, не являющихся текущими ($M_k = 0$), с течением времени будет уменьшаться медленно. Если некоторый фоновый процесс вновь станет текущим, его вес будет больше порога T и пиксель не будет сегментирован как движущийся. Однако если некоторый существующий процесс стал текущим ($M_k = 1$) и его вес меньше T , то при $\alpha_3 = 0,1 - 0,01$ должно пройти достаточно большое время, чтобы его вес стал выше T и пиксель вновь стал фоновым. Другими словами, происходит временная задержка от момента окончания движения объекта до момента окончания сегментации движения, приводящая к возникновению нежелательного шлейфа вслед за движущимся объектом при сегментации.

Для устранения нежелательного шлейфа и одновременного устранения сегментации движения при переходе между фоновыми процессами необходимо преобразовать формулу (6) следующим образом:

$$\omega_k(t) = (1 - \alpha_3)\omega_k(t-1) + \alpha_4 M_k, \quad (11)$$

где $\alpha_3 = 0,1 - 0,01$, $\alpha_4 = 0,5 - 0,6$. Помимо этого, рекомендуется при переходе между фоновыми процессами вес текущего процесса приравнять 1. В этом случае периодические движения на заднем плане изображения не будут фиксироваться независимо от типа и периода движения.

4. Классификация поступающих пикселей в рамках системы распределений

В соответствии с базовым подходом в процессе поступления кадров каждое новое значение пикселя должно быть отнесено к одному из нескольких вероятностных распределений. Данная задача является типовой задачей обработки статистических данных, она заключается в классификации наблюдений в рамках нескольких вероятностных распределений и тесно связана с теорией распознавания образов. В соответствии с [6] основная идея, лежащая в основе принятия решения, к какому из распределений отнести данное классифицируемое наблюдение I_t , состоит в том, что наблюдение следует отнести к тому распределению, для которого оно выглядит наиболее правдоподобным. Другими словами, если вероятностные распределения определены функциями плотности вероятности $f_1(X)$, $f_2(X)$, $f_3(X)$, необходимо вычислить поочередно функции правдоподобия $f_1(I_t)$, $f_2(I_t)$, $f_3(I_t)$ и отнести I_t к тому распределению, функция правдоподобия которого максимальна. Данный подход буквально реализован в (5). Однако следуя рассуждениям о случайной природе значений яркости отдельного пикселя (см. рис. 1), каждое новое поступающее значение может трактоваться не как отдельное наблюдение, а как некоторое новое вероятностное распределение. В результате задача классификации наблюдения в рамках системы распределений перерастает в задачу определения сходства двух вероятностных распределений.

Для определения меры отличия или меры разделимости классов (вероятностных распределений) в математической статистике вводится понятие дивергенции. Дивергенция определяется на основе ключевой характеристики теории распознавания образов – отношения правдоподобия – и выражается следующим образом [7]:

$$J_{12} = \int_X \left(f_1(X) - f_2(X) \ln \frac{f_1(X)}{f_2(X)} \right) dX, \quad (12)$$

где $f_1(X)$ и $f_2(X)$ – плотности вероятности двух распределений.

Для двух одномерных нормальных распределений выражение для дивергенции примет вид

$$J_{12} = \frac{1}{2} \left[(\mu_1 - \mu_2)^2 (\sigma_1^{-2} + \sigma_2^{-2}) \right] + \frac{1}{2} \left[(\sigma_1^2 - \sigma_2^2) (\sigma_1^{-2} - \sigma_2^{-2}) \right], \quad (13)$$

где $N_1(\mu_1, \sigma_1^2)$ и $N_2(\mu_2, \sigma_2^2)$ – функции плотности вероятности двух нормальных распределений.

Таким образом, чтобы отнести некоторое новое значение пикселя к одному из вероятностных распределений, необходимо на основе нового значения построить вероятностное распределение и поочередно вычислить дивергенцию для данного нового распределения и каждого существующего. Следуя этому, с каждым новым поступающим значением ассоциируется соответствующее новое вероятностное распределение $N_0(\mu_0, \sigma_0^2)$ с параметрами

$$\mu_0 = I(i, j), \quad \sigma_0^2 = 25, \quad (14)$$

где $I(i, j)$ – новое значение текущего пикселя.

Для каждого существующего вероятностного распределения и нового распределения (14) вычисляется дивергенция. Новое значение пикселя будет отнесено к тому вероятностному распределению, для которого дивергенция будет минимальной и ниже некоторого заданного порога:

$$J_{\min} = \min_{i=3} \{J_{0i}\} < P. \quad (15)$$

Рассмотренный принцип классификации значений пикселя в рамках системы распределений позволяет уменьшить ошибки классификации в случае, когда нормальные фоновые распределения близки друг к другу, и улучшить качество сегментации.

5. Реализация алгоритма сегментации по модификации базового метода

Построим алгоритм сегментации по модификации базового метода. Обозначим через $B(i, j)$ фоновую модель видеоизображения в пикселе (i, j) . В соответствии с методом каждый пиксель фоновой модели $B(i, j)$ описывается:

– максимально пятью (выбор определяется ресурсами компьютера) случайными процессами $p_k(i, j)$, $k = 1, \dots, 5$;

- величиной общего количества процессов в данном пикселе;
- номером текущего процесса.

В свою очередь, каждый процесс $p_k(i, j)$, $k = 1, \dots, 5$, определяется:

- удельным весом w_k ;
- математическим ожиданием μ_k ;
- среднеквадратичным отклонением σ_k .

Алгоритм, который выполняется для каждого пикселя каждого изображения $I(i, j, t)$, полученного в момент времени t :

1. *Инициализация фоновой модели в первом кадре видеопоследовательности.*

Создается один случайный процесс $p_0(i, j)$ в пикселе фоновой модели $B(i, j)$. Математическое ожидание $\mu_0(i, j, t)$ процесса $p_0(i, j)$ инициализируется соответствующим значением пикселя текущего изображения $I(i, j, t)$. Значение среднеквадратичного отклонения $\sigma_0(i, j, t)$ задается начальным значением по умолчанию 0. Вес $w_k(i, j, t)$ задается равным 1. Процесс помечается как текущий.

2. *Проверка принадлежности пикселя к одному из распределений.*

Для каждого следующего кадра видеопоследовательности значение пикселя текущего изображения $I(i, j, t)$ проверяется на принадлежность каждому из существующих случайных процессов $p_n(i, j), n = 1, \dots, 5$, путем проверки условия $\min_{n=1..5} \left(\frac{1}{2} \left[(\mu_n - I(i, j, t))^2 (\sigma_n^{-2} + \sigma_0^{-2}) \right] + \frac{1}{2} \left[(\sigma_n^2 - \sigma_0^2) (\sigma_n^{-2} - \sigma_0^{-2}) \right] \right) < P$. В случае, если условие выполняется, его вес приравнивается 1, процесс помечается как текущий и управление передается п. 5; если не выполняется, определяется число существующих случайных процессов. Если количество достигло пяти, управление передается в п. 4, если нет – в п. 3.

3. *Создание нового случайного процесса $p_m(i, j)$, соответствующего значению текущего пикселя $I(i, j, t)$.*

Математическое ожидание $\mu_m(i, j, t)$ процесса $p_m(i, j)$ инициализируется соответствующим значением пикселя текущего изображения $I(i, j, t)$. Значение среднеквадратичного отклонения $\sigma_m(i, j)$ задается начальным значением по умолчанию 0. Вес $w_m(i, j, t)$ задается равным 0. Новый процесс помечается как текущий, количество процессов в пикселе фоновой модели увеличивается на 1.

4. *Замена наименее вероятного процесса новым.*

Осуществляется поиск процесса с минимальным значением веса $w_l(i, j, t)$ и максимальной дисперсией $\sigma_l(i, j, t)$. Данный процесс заменяется новым процессом с математическим ожиданием, равным значению пикселя текущего изображения $I(i, j, t)$. Значение среднеквадратичного отклонения $\sigma_l(i, j, t)$ задается начальным значением по умолчанию 0. Вес $w_l(i, j, t)$ задается равным 1. Данный процесс помечается как текущий.

5. *Обновление фоновой модели.*

Параметры текущего случайного процесса $p_m(i, j)$ обновляются по формулам $\mu_m(i, j, t) = (1 - \alpha_1)\mu_m(i, j, t-1) + \alpha_1 I(i, j, t)$, $\sigma_m^2(i, j, t) = (1 - \alpha_2)\sigma_m^2(i, j, t-1) + \alpha_2 \left[(I(i, j, t) - \mu_m(i, j, t))^2 + \sigma_0^2 \right]$. Веса обновляются следующим образом: $\omega_k(t) = (1 - \alpha_3)\omega_k(t) + \alpha_4 M_k$.

6. *Сегментация текущего пикселя.*

Значение веса текущего случайного процесса в пикселе сравнивается с некоторым порогом P . Пиксель, удельный вес текущего процесса в котором выше порога, может являться фоновым. Результатом работы алгоритма будет являться бинарное изображение.

Заключение

В результате модификации базового метода сегментации движения на основе смеси вероятностных распределений повышены его помехоустойчивость и эффективность сегментации в случае динамического заднего плана в сцене, проведена адаптация алгоритмической и программной реализации для режима реального времени.

Для тестовых испытаний алгоритма разработан прототип программы видеодетекции. В качестве тестовых последовательностей использовались видеоролики камеры видеонаблюдения.

ния School of Informatics of The University of Edinburgh [8], а также ViSOR [9] с разрешением 384×288 (рис. 2). Условия видеонаблюдения в видеороликах осложнены тряской камеры, изменяющимся освещением в сцене [8], а также динамическим задним планом [9].

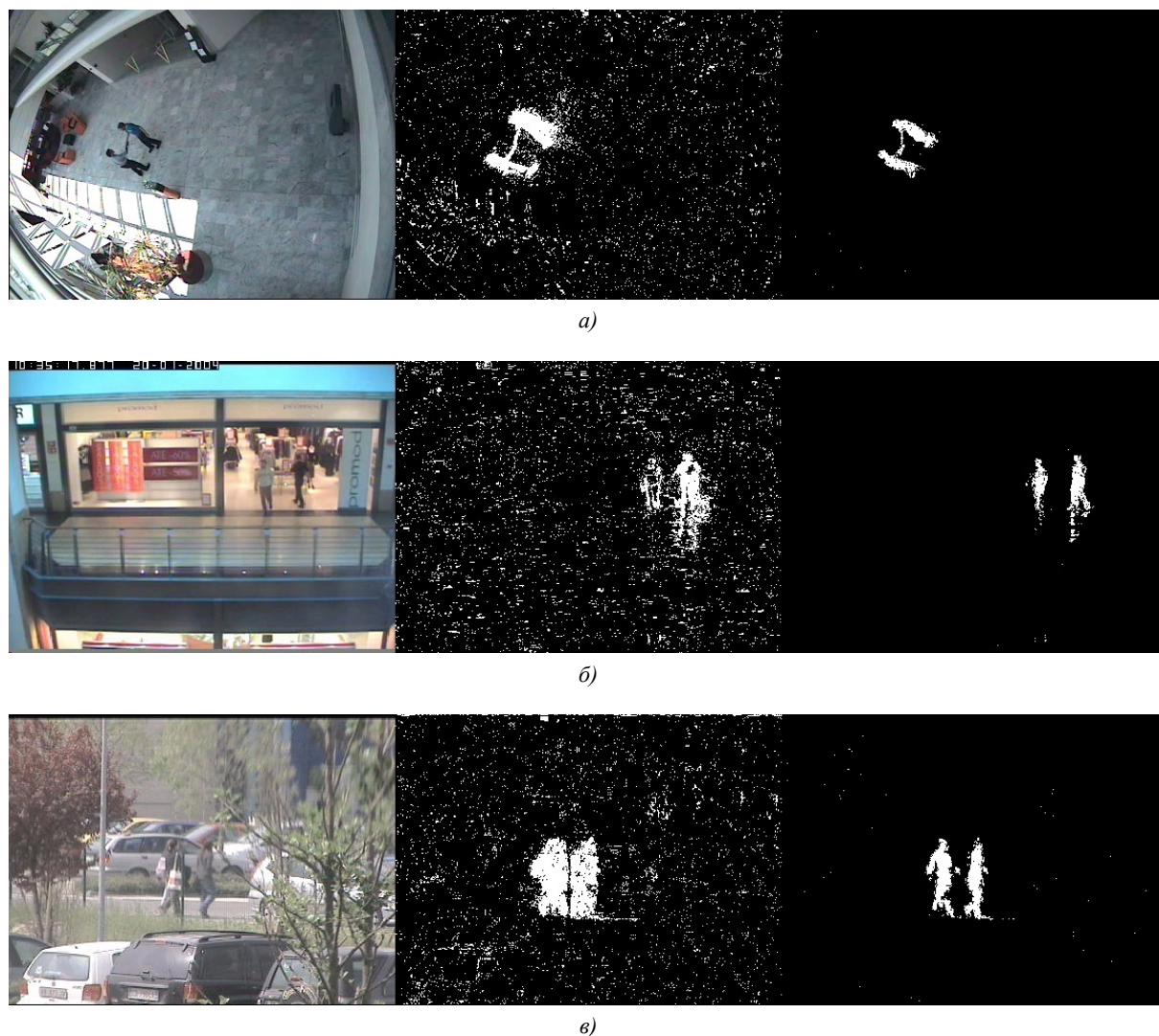


Рис. 2. Результат работы описанного алгоритма: а) исходное изображение; б) результат сегментации движения базовым методом; в) результат сегментации движения модифицированным методом сегментации (без использования фильтрации и операций морфологии)

В результате испытаний установлено, что разработанный алгоритм удовлетворяет требованиям работы в режиме реального времени, эффективно подавляет шумы в процессе сегментации без использования операций морфологии, устойчив к периодическим движениям на заднем плане изображения и может широко применяться в системах безопасности для анализа движущихся объектов.

Список литературы

1. Piccardi, M. Background subtraction techniques: a review / M. Piccardi // IEEE SMC 2004 International Conference on Systems, Man and Cybernetics. – 2004. – Vol. 4. – P. 3099–3104.
2. Stauffer, C. Adaptive background mixture models for real-time tracking in proceedings / C. Stauffer // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 1999. – Vol. 2. – P. 246–252.

3. Stauffer, C. Learning patterns of activity using real-time tracking / C. Stauffer // IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence. – 2000. – Vol. 22, № 8. – P. 747–757.
4. Форсай, Ж. Компьютерное зрение. Современный подход / Ж. Форсай, Д. Понс ; пер. с англ. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2004. – 928 с.
5. Яне, Б. Цифровая обработка изображений / Б. Яне ; пер. с англ. – М. : Техносфера, 2007. – 584 с.
6. Айвазян, С.А. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности / С.А. Айвазян. – М. : Финансы и статистика, 1989. – 608 с.
7. Ту, Дж. Принципы распознавания образов / Дж. Ту, Р. Гонсалес ; пер. с англ. – М. : Мир, 1978. – 414 с.
8. Caviar test case scenarios // School of Informatics of The University of Edinburgh [Electronic resource]. – 2004. – Mode of access : <http://groups.inf.ed.ac.uk/vision/CAVIAR/CAVIARDATA1>. – Date of access : 06.10.2009.
9. Video surveillance online repository // The ImageLab Laboratory of University of Modena and Reggio Emilia [Electronic resource]. – 2007. – Mode of access : http://imagelab.ing.unimore.it/visor/video_details.asp?idvideo=188. – Date of access : 14.12.2009.

Поступила 15.10.09

*Витебский государственный университет
им. П.М. Машерова,
Витебск, Московский пр-т, 33
e-mail: krasnobaev@tut.by*

A.E. Krasnobaev

**ON UPDATING THE MOVEMENTS SEGMENTATION METHOD
BASED ON MIXTURE DISTRIBUTIONS
IN REAL-TIME VIDEO IMAGES**

The movements segmentation method based on mixture distributions is described. As a result of method updating the noise stability and efficiency of segmentation in case of a dynamic scene background are increased, adaptation of algorithmic and program realization for real-time is described.