Метод выделения движущихся объектов в видеопотоке на основе оценки их границ

Е. В. Медведева, К. А. Карлушин, Е. Е. Курбатова
emedv@mail.ru

Вятский Государственный университет, г. Киров, Россия

Предложен метод выделения движущихся объектов в видеопотоке. Метод основан на представлении последовательности изображений трехмерной цепью Маркова и оценки контуров движущихся объектов по вычисленной величине количества информации в элементах изображения. Для решения задачи выделения объекта интереса по полученным контурным точкам использован плотностный алгоритм кластеризации DBSCAN. Проведена оценка точности определения координат движущихся объектов. Разработанный метод требует небольших вычислительных ресурсов, что делает возможным его применение при обработке данных в реальном масштабе времени.

Ключевые слова: *выделение движущихся объектов; выделение контуров; трехмерная цепь Маркова; кластеризация; оценка точности определения координат*

DOI: 10.21469/22233792.1.12.05

Method of detection of moving objects in video stream on the basis of object boundaries estimation

E. V. Medvedeva, K. A. Karlushin, and E. E. Kurbatova

Vyatka State University, 36 Moskovskaya st., Kirov, Russia

The purpose of the research is to develop a new method of detection of moving objects in the frame sequence using practically stationary background. The method is based on the estimation of moving object boundaries by calculation of the value of information quantity and requires less computational resources than the existing well-known methods.

The method uses approximation of the digital halftone images (DHI) sequence by a three-dimensional Markov chain with several states and representation of the DHI by g -digit binary images (DBI). To find contours, the value of information quantity in each DBI element is calculated in accordance with various combinations of neighborhood elements. Then, the calculated value of information quantity is compared with a threshold to define whether the pixel belongs to the contour.

To define an object of interest by obtained contour points, DBSCAN density clustering algorithm has been used.

The proposed method of moving objects contours definition requires small computational resources as for each element, only operations of comparison with three neighboring elements are carried out. The developed method is faster in comparison with the known method in 2–5.6 times.

The results of modeling of the developed method are shown. The gain in root mean-squared error of coordinates determination accuracy for the developed method in comparison with the known subtraction method is 1.5–2.5.

The developed method requires small computational resources; thus, it can be applied in real-time data processing. The range of variation of object dimensions in videosequence can be wide and the number of the moving objects can be priori unknown.

Keywords: *moving objects detection; three-dimensional Markov chains; contours detection; clustering; estimation of coordinates determination accuracy*

DOI: 10.21469/22233792.1.12.05

1 Введение

В некоторых системах видеонаблюдения, применяемых, например, для автоматического обнаружения событий и контроля транспортных потоков, необходимо выделить и оценить параметры движущихся объектов на сравнительно неподвижном фоне. Как правило, такие системы должны с большой вероятностью обнаруживать объекты интереса. При этом диапазон варьирования размеров объектов интереса может быть большим, а количество движущихся объектов — априорно неизвестным. Поскольку характер условий наблюдения, определяемый конкретным местом установки видеодатчиков, как правило, мало предсказуем, а вычислительные ресурсы ограничены, возникает потребность в разработке устойчивых и вместе с тем достаточно быстродействующих алгоритмов анализа изображений. Несмотря на значительные успехи в этой области [1–4], универсальных подходов, одинаково эффективных при всем многообразии условий наблюдения, до сих пор не найдено. Поэтому разработка эффективных методов выделения объектов движения в видеопотоке, позволяющих в реальном масштабе времени выделять объекты интереса с высокой точностью, остается актуальной задачей.

Цель данной работы — разработка метода выделения движущихся объектов в последовательности кадров на сравнительно неподвижном фоне на основе оценки их границ по вычисленной величине количества информации, реализация которого достигается меньшими вычислительными ресурсами, чем известными методами и высокой точностью.

2 Математическая модель видеопоследовательности

Поскольку последовательности видеок кадров представляют собой трехмерные сигналы, для выделения движущихся объектов необходимо использовать пространственно-временную математическую модель изображения. Пространственно-временная модель должна быть адекватна реальным последовательностям изображений и обладать высокой вычислительной эффективностью, чтобы алгоритмы обработки изображений, синтезируемые на ее основе, требовали небольших вычислительных ресурсов.

Такой математической моделью является модель на основе трехмерных цепей Маркова [5].

Предполагается, что цифровые полутонные изображения (ЦПИ) в видеопоследовательности представлены g -разрядными двоичными числами. Это позволяет разбить последовательность ЦПИ на последовательности g разрядных двоичных изображений (РДИ), каждое из которых является суперпозицией трех простых цепей Маркова с двумя равновероятными дискретными состояниями $M_1^{(l)}$ и $M_2^{(l)}$ и матрицами вероятностей переходов по горизонтали ${}^1\Pi = \left\| \pi_{ij}^{(l)} \right\|_{2 \times 2}$, вертикали ${}^2\Pi = \left\| \pi_{ij}^{(l)} \right\|_{2 \times 2}$ и времени ${}^4\Pi = \left\| \pi_{ij}^{(l)} \right\|_{2 \times 2}$ ($l = 1, \dots, g$, $i, j = \overline{1, 2}$).

На приведенном фрагменте последовательности РДИ (рис. 1) элемент изображения $\nu_4^{(l)}$ зависит от состояний трех окрестных элементов $\Lambda_{i,j,k}^{(l)} = \{ \nu_1^{(l)}, \nu_2^{(l)}, \nu_3^{(l)} \}$, расположенных в k -м и $(k-1)$ -м кадрах.

Рис. 1 Фрагмент последовательности РДИ

Количество информации в элементе $\nu_4^{(l)}$ относительно состояний элементов окрестности $\Lambda_{i,j,k}^{(l)} = \{\nu_1^{(l)}, \nu_2^{(l)}, \nu_3^{(l)}\}$ можно определить как разность собственной информации в элементе $\nu_4^{(l)}$ и взаимной информации, полученной от элементов окрестности $\Lambda_{i,j,k}^{(l)}$ [5, 6]:

$$\begin{aligned} I(\nu_4^{(l)} | \nu_1^{(l)}, \nu_2^{(l)}, \nu_3^{(l)}) &= I(\nu_4^{(l)}) - I(\nu_1^{(l)}, \nu_2^{(l)}, \nu_3^{(l)}, \nu_4^{(l)}) = \\ &= - \left[\log p(\nu_4^{(l)}) + \log \frac{\prod p(\nu_i^{(l)}, \nu_j^{(l)}) p(\nu_1^{(l)}, \nu_2^{(l)}, \nu_3^{(l)}, \nu_4^{(l)})}{\prod_{i=1}^4 p(\nu_i^{(l)}) \prod p(\nu_i^{(l)}, \nu_j^{(l)}, \nu_k^{(l)})} \right] = \\ &= - \log \frac{w(\nu_4^{(l)} | \nu_1^{(l)}) w(\nu_4^{(l)} | \nu_2^{(l)}) w(\nu_4^{(l)} | \nu_3^{(l)}) w(\nu_4^{(l)} | \nu_1^{(l)}, \nu_2^{(l)}, \nu_3^{(l)})}{w(\nu_4^{(l)} | \nu_1^{(l)}, \nu_2^{(l)}) w(\nu_4^{(l)} | \nu_1^{(l)}, \nu_3^{(l)}) w(\nu_4^{(l)} | \nu_2^{(l)}, \nu_3^{(l)})}, \quad (1) \end{aligned}$$

где произведения, обозначенные символом $\prod$, вычисляются по всем возможным несопадающим комбинациям различных подстрочных индексов трехмерного случайного поля $p(\nu_1^{(l)}, \nu_2^{(l)}, \nu_3^{(l)}, \nu_4^{(l)})$, $p(\nu_i^{(l)}, \nu_j^{(l)}, \nu_k^{(l)})$, $p(\nu_i^{(l)}, \nu_j^{(l)})$, $i = j = k = 1, \dots, 4$; $i \neq j \neq k$ — совместные плотности вероятностей значений элементов; $p(\nu_i^{(l)})$, $i = 1, \dots, 4$ — априорные плотности вероятностей значений элементов; $w(\nu_4^{(l)} | \nu_i^{(l)})$, $i = 1, \dots, 3$ — одномерные плотности вероятностей переходов; $w(\nu_4^{(l)} | \nu_i^{(l)}, \nu_j^{(l)})$, $i = j = 1, \dots, 3$; $i \neq j$ — плотности вероятностей переходов в двумерной цепи Маркова; $w(\nu_4^{(l)} | \nu_1^{(l)}, \nu_2^{(l)}, \nu_3^{(l)})$ — плотность вероятности переходов в трехмерной цепи Маркова.

Плотность вероятности переходов в трехмерной двоичной цепи Маркова $w(\nu_4^{(l)} | \Lambda_{i,j,k}^{(l)})$ можно представить в форме:

$$\begin{aligned} w(\nu_4^{(l)} | \Lambda_{i,j,k}^{(l)}) &= \sum_{i,\dots,r=1}^2 \pi(\nu_4^{(l)} = M_i^{(l)} | \nu_1^{(l)} = M_j^{(l)}; \nu_2^{(l)} = M_k^{(l)}; \nu_3^{(l)} = M_r^{(l)}) \times \\ &\quad \times \delta(\nu_1^{(l)} - M_j^{(l)}) \delta(\nu_2^{(l)} - M_k^{(l)}) \delta(\nu_3^{(l)} - M_r^{(l)}), \quad (2) \end{aligned}$$

где $\delta(\cdot)$ — дельта-функция.

В трехмерной математической модели вероятности смены состояний элемента $\nu_4^{(l)}$ зависят от различных сочетаний состояний элементов окрестности $\Lambda_{i,j,k}^{(l)}$ и их корреляции

с элементом $\nu_4^{(l)}$. Все возможные значения этих вероятностей для различных комбинаций состояний элементов окрестности $\Lambda_{i,j,k}^{(l)}$ могут быть вычислены в соответствии с аргументом выражения (1) и сведены в матрицу Π вида:

$$\Pi = \begin{bmatrix} \pi_{iii}^{(l)} & \pi_{iiij}^{(l)} \\ \pi_{ijji}^{(l)} & \pi_{ijjj}^{(l)} \\ \vdots & \vdots \\ \pi_{jjji}^{(l)} & \pi_{jjjj}^{(l)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1^{(l)} & \alpha_1'^{(l)} \\ \alpha_2^{(l)} & \alpha_2'^{(l)} \\ \vdots & \vdots \\ \alpha_8^{(l)} & \alpha_8'^{(l)} \end{bmatrix}, \quad i, j = 1, 2; \quad i \neq j, \quad (3)$$

элементы которой симметричны и удовлетворяют условию нормировки $\alpha_q + \alpha_q'^{(l)} = 1$.

Например, выражения для вычисления элементов первой строки матрицы Π имеют вид:

$$\alpha_1^{(l)} = \pi_{iii}^{(l)} = \frac{{}^1\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^2\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^4\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^7\pi_{ii}^{(l)}}{{}^3\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^5\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^6\pi_{ii}^{(l)}}; \quad \alpha_1'^{(l)} = \pi_{iiij}^{(l)} = \frac{{}^1\pi_{ij}^{(l)} \cdot {}^2\pi_{ij}^{(l)} \cdot {}^4\pi_{ij}^{(l)} \cdot {}^7\pi_{ii}^{(l)}}{{}^3\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^5\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^6\pi_{ii}^{(l)}}, \quad (4)$$

где ${}^r\pi_{ii}^{(l)}$ ($r = 1, \dots, 7$) — элементы матриц вероятностей переходов в одномерных цепях Маркова с двумя состояниями по горизонтали ${}^1\Pi^{(l)}$, вертикали ${}^2\Pi^{(l)}$, времени ${}^4\Pi^{(l)}$ и четырех сопутствующих матриц вероятностей переходов:

$${}^3\Pi^{(l)} = {}^1\Pi^{(l)} \times {}^2\Pi^{(l)}; \quad {}^5\Pi^{(l)} = {}^1\Pi^{(l)} \times {}^4\Pi^{(l)}; \quad {}^6\Pi^{(l)} = {}^2\Pi^{(l)} \times {}^4\Pi^{(l)}; \quad {}^7\Pi^{(l)} = {}^3\Pi^{(l)} \times {}^4\Pi^{(l)}. \quad (5)$$

Вычисление остальных элементов матрицы $\Pi^{(l)}$ осуществляется в соответствии с состоянием элементов окрестности $\Lambda_{i,j,k}^{(l)}$.

3 Метод выделения движущихся объектов

В данной работе для обнаружения объектов интереса предложено выделять их контуры. Контуры являются наиболее информативными составляющими изображения. По контурам можно определить размер, форму, положение объекта, повысить точность определения координат движущихся объектов и т.д. За счет того что контурные точки составляют незначительную часть всех точек на изображениях, работа с ними позволяет сократить объем запоминающих устройств, повысить быстродействие цифровых систем обработки изображений, улучшить массогабаритные характеристики и снизить энергопотребление.

На рис. 2 представлены зависимости вероятностей переходов между состояниями элементов в последовательности РДИ по горизонтали, вертикали и между кадрами от номера разряда ЦПИ. Графики получены усреднением статистических характеристик по большому количеству реальных изображений, полученных стационарной видеокамерой, аналогичных рис. 4 (см. разд. 4).

Из приведенного графика видно, что наибольшей корреляцией обладают элементы, расположенные в старших разрядах ЦПИ. Поэтому контуры основных деталей областей можно выделить по РДИ старших разрядов ЦПИ.

Для выделения контуров движущихся объектов в каждом элементе РДИ в соответствии с состояниями элементов окрестности вычисляют величину количества информации (1). Для видеопоследовательностей, полученных стационарной видеокамерой при неизменном уровне освещенности, будет характерно незначительное изменение вероятностей переходов между элементами изображения от кадра к кадру в течение длительного промежутка времени. Поэтому предполагалось, что вероятности переходов между

Рис. 2 Зависимости вероятностей переходов между состояниями элементов в последовательности РДИ (8 — старший разряд; 1 — младший разряд)

элементами видеопоследовательности постоянны и априорно известны, причем корреляция элементов между кадрами (${}^4\pi_{ij}$) больше, чем внутри кадра (${}^1\pi_{ii}$, ${}^2\pi_{ii}$) (см. рис. 2).

При отсутствии объекта (контрастной области) состояния окрестных элементов $\Lambda_{i,j,k}^{(l)}$ будут совпадать с $\nu_4^{(l)}$ и количество информации в элементе $\nu_4^{(l)}$ будет минимально.

При наличии неподвижного объекта, на его границе состояние элемента $\nu_4^{(l)}$ будет совпадать с состоянием элемента $\nu_4^{(l)}$ в $(k-1)$ -м кадре и не совпадать с одним или двумя окрестными элементами в k -м кадре и количество информации в $\nu_4^{(l)}$ возрастет.

При смещении объекта элемент $\nu_4^{(l)}$ будет иметь различные состояния с элементом $\nu_3^{(l)}$ в $(k-1)$ -м кадре и с одним или двумя окрестными элементами в k -м кадре и количество информации в элементе $\nu_4^{(l)}$ еще более увеличится. При этом чем больше корреляция между соседними кадрами, что характерно для видеопоследовательностей, полученных неподвижным датчиком, тем больше информации будет в элементе $\nu_4^{(l)}$ при смещении объектов.

Сравнивая значения вычисленной величины количества информации в элементе изображения с порогом, определяем принадлежность данной точки контуру. Значение порога h определяют по вычисленной величине количества информации в элементе $\nu_4^{(l)}$ l -го РДИ:

$$h = \frac{I\left(\nu_4^{(l)} = M_i^{(l)} \mid \nu_1^{(l)} = M_i^{(l)}, \nu_2^{(l)} = M_j^{(l)}, \nu_3^{(l)} = M_j^{(l)}\right)}{2} + \frac{I\left(\nu_4^{(l)} = M_i^{(l)} \mid \nu_1^{(l)} = M_j^{(l)}, \nu_2^{(l)} = M_j^{(l)}, \nu_3^{(l)} = M_i^{(l)}\right)}{2}. \quad (6)$$

Предложенный метод выделения контуров движущихся объектов требует небольших вычислительных ресурсов, определяемых операциями сравнения с тремя окрестными элементами. На рис. 3 приведено сравнение во времени обработки изображений разной размерности предложенным методом на основе трехмерных цепей Маркова, позволяющим определить контуры движущихся объектов, а также методами, выделяющими контуры подвижных и неподвижных объектов: на основе двумерных цепей Маркова [7] и известными методами Робертса, Превитта, Собела и Канни [1–4, 8].

Рис. 3 Время обработки изображений методами: 1 — на основе двумерной цепи Маркова; 2 — на основе трехмерной цепи Маркова; 3 — Робертса, Превитта и Собела; 4 — Канны

Исследование проводилось в операционной системе Windows 7 на процессоре Intel Core i7-3770, 3,4 ГГц. Полученные оценки по времени разработанного метода свидетельствуют о его преимуществах по сравнению с распространенными методами выделения границ (до 2–5,6 раз). Следует отметить, что двумерные алгоритмы выделяют контуры всех контрастных областей на изображении, поэтому для обнаружения подвижных объектов потребуются еще дополнительные преобразования изображения, что приведет к увеличению вычислительных и временных ресурсов.

Результатом обработки изображений алгоритмом на основе трехмерных цепей Маркова является совокупность контурных точек, в которых происходит движение одного или нескольких объектов интереса, а также точек, представляющих собой шум, вызванный, например, движением листьев на деревьях, бликами и т. п. При этом контурные точки, принадлежащие объекту интереса, являются связными и имеют большую протяженность в отличие от контурных точек, представляющих собой шум.

Для решения задачи выделения объекта интереса необходимо выделить точки, которые наилучшим образом представляют объект. В данной работе использован плотностный алгоритм кластеризации DBSCAN [9]. В отличие от других известных алгоритмов кластеризации, например k-means, BIRCH, Fuzzy C-means, CURE, алгоритм DBSCAN не требует задания числа кластеров, что позволяет обнаруживать произвольное число объектов. Также алгоритм позволяет выделять кластеры произвольной формы в отличие от большинства алгоритмов, где форма создаваемых кластеров близка к сферической. Для работы алгоритма требуется задание двух параметров: максимальный размер области ϵ и требуемое количество точек, находящихся на расстоянии ϵ от текущей точки.

Координаты движущегося объекта соответствуют центру прямоугольного окна, в которое вписывается объект интереса.

Рис. 4 Совмещенные кадры видеопоследовательности

(а) Контурные изображения

(б) Изображения с выделенными объектами

Рис. 5 Кадры видеопоследовательности с выделенными объектами

4 Результаты исследований

При выполнении исследования эффективности разработанного метода использовались несколько видеопоследовательностей средней длительностью 300 кадров. Для оценки качества выделения движущегося объекта вычислялась вероятность правильного выделения объекта интереса и среднеквадратическая ошибка (СКО) определения координат объекта интереса.

На рис. 4 показан фрагмент видеопоследовательности, в котором три соседних кадра совмещены для визуальной оценки передвижения объекта. На рис. 5 приводятся контурные (рис. 5, а) и выделенные прямоугольным окном объекты (рис. 5, б).

В результате выделения объектов интереса возникают ошибки двух типов: на контурном изображении объект интереса определен (как совокупность точек шума), в то время

Рис. 6 Зависимость вероятности правильного выделения объекта от номера кадра

как на реальном изображении он отсутствует; на контурном изображении объект не выделен (например, в результате частичного заслонения другим объектом), а на реальном изображении он имеется.

Вероятность правильного выделения объекта интереса определялась как отношение количества верно выделенных объектов (N_B) к общему количеству движущихся объектов (N_O) в видеопоследовательности:

$$P_{\text{пр}} = \frac{N_B}{N_O}. \quad (7)$$

Для приведенной видеопоследовательности общая вероятность правильного определения объекта интереса составила 0,75, что вызвано скрыванием объекта интереса препятствием. Размеры объектов интереса варьировались от 30×30 до 120×120 пикселей. Количество одновременно присутствующих объектов в кадре менялось на протяжении всей видеопоследовательности, но не превышало двух. Зависимость вероятности правильного выделения объекта в тестовой видеопоследовательности от номера кадра представлена на рис. 6.

Кадры, в которых вероятность правильного выделения объекта интереса равна нулю, соответствуют ситуации с заслонением объекта интереса. Для других видеопоследова-

Рис. 7 Сравнение СКО определения координат движущихся объектов разными методами

тельностью, в которых не происходит скрытие объектов интереса, величина правильного выделения достигает 0,91–0,95.

Также для оценки качества работы алгоритма вычислялась нормированная СКО оценки координат движущегося объекта:

$$\text{СКО} = \frac{1}{L} \sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}, \quad (8)$$

где L — половина диагонали прямоугольного окна, обрамляющего объект интереса в идеальном случае; σ_x и σ_y — смещение координат центра движущегося объекта по горизонтали и вертикали от их истинного значения, которое определялось по выделенному пользователем объекту (т. е. вручную) как пересечение диагоналей прямоугольного окна.

При выполнении исследования сравнивались результаты СКО оценки координат разработанным и известным разностным методом [2]. Результаты сравнения СКО двумя методами на нескольких кадрах последовательности (см. рис. 4) представлены на рис. 7. При оценке всей видеопоследовательности из 300 кадров СКО разработанного контурного метода меньше разностного в 2 раза. Для большинства видеопоследовательностей выигрыш в СКО для разработанного метода по сравнению с разностным составляет 1,5–2,5.

5 Заключение

Из приведенных результатов следует, что предложенный метод выделения движущихся объектов в видеопотоке, основанный на вычислении количества информации в элементах изображения, позволяет определить координаты движущегося объекта с точностью, превышающей разностный метод. Разработанный метод требует небольших вычислительных ресурсов, что делает возможным его применение при обработке данных в реальном масштабе времени.

Литература

- [1] Yokoyama M., Poggio T. A contour-based moving object detection and tracking // 14th Conference (International) on Computer and Networks Proceedings. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2005. P. 271–276.
- [2] Яне Б. Цифровая обработка изображений. — М.: Техносфера, 2007. 584 с.
- [3] Алпатов Б. А., Бабаян П. В., Балашов О. Е., Степанов А. И. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление. — М.: Радиотехника, 2008. 176 с.
- [4] Лукьяница А. А., Шишкин А. Г. Цифровая обработка видеоизображений. — М.: Ай-Эс-Эс Пресс, 2009. 518 с.
- [5] Петров Е. П., Медведева Е. В., Метелев А. П. Метод синтеза математических моделей видеоизображений на основе многомерных цепей Маркова // Нелинейный мир, 2011. № 4. С. 213–231.
- [6] Медведева Е. В., Карлушин К. А. Метод выделения движущихся объектов в видеопотоке и оценка точности определения их координат // Цифровая обработка сигналов, 2014. № 3. С. 47–50.
- [7] Medvedeva E. V., Kurbatova E. E. A two-stage image preprocessing algorithm // Pattern Recogn. Image Anal., 2011. Vol. 21. No. 2. P. 297–301.
- [8] Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. — М.: Техносфера, 2012. 1104 с.

- [9] Ester M., Kriegel H.-P., Sander J., Xu X. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise // 2nd Conference (International) on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96) Proceedings. AAAI Press, 1996. P. 226–231.

Поступила в редакцию 09.07.2015

References

- [1] Yokoyama, M., and T. Poggio. 2005. A contour-based moving object detection and tracking. *14th Conference (International) on Computer and Networks Proceedings*. Washington, DC: IEEE Computer Society. 271–276.
- [2] Jahne, B. 2005. *Digital image processing: Concepts, algorithms, and scientific applications*. Berlin–Heidelberg: Springer-Verlag. 584 p.
- [3] Alpatov, B. A., P. V. Babayan, O. E. Balashov, and A. I. Stepashkin. 2008. *Methods of automatic detection and tracking of objects*. Moscow: Radiotechnica. 176 p.
- [4] Lukjanica, A. A., and A. G. Shishkin. 2009. *Digital video image processing*. Moscow: ISS Press. 518 p.
- [5] Petrov, E. P., E. V. Medvedeva, and A. P. Metelyov. 2011. Method of synthesis of video images mathematical models based on multidimensional Markov chains. *Nonlinear World* 4:213–231.
- [6] Medvedeva, E. V., and K. A. Karlushin. 2014. A method of moving objects detection in video stream and estimation accuracy of objects coordinates. *Digital Signal Processing* 3:47–50.
- [7] Medvedeva, E. V., and E. E. Kurbatova. 2011. A two-stage image preprocessing algorithm. *Pattern Recogn. Image Anal.* 21(2):297–301.
- [8] Gonzalez R., Woods R. 2012. *Digital image processing*. Moscow: Technosphaera. 1104 p.
- [9] Ester, M., H.-P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu. 1996. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. *2nd Conference (International) on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96) Proceedings*. AAAI Press. 226–231.

Received July 9, 2015