Доклады Национальной академии наук Беларуси

2014 **май–июнь** **Том 58 № 3**

ИНФОРМАТИКА

УДК 004.932.72

И. А. БОРИСКЕВИЧ, В. Ю. ЦВЕТКОВ

ПРОСТРАНСТВЕННО-ЧАСТОТНЫЙ КОВАРИАЦИОННЫЙ ПОИСК МАЛОРАЗМЕРНЫХ ЦЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ НЕПРОРЕЖЕННОГО ДИСКРЕТНОГО ЛИФТИНГ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ХААРА

(Представлено академиком В. А. Лабуновым)

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Минск

Поступило 02.06.2014

Введение. Сопровождение малоразмерной цели по видеоданным заключается в параметризации выделенного оператором фрагмента опорного кадра (признакового изображения) и поиске наиболее соответствующих ему фрагментов на последующих кадрах видеопоследовательности. Во многих случаях рассматриваемая задача усложняется жесткими требованиями к быстродействию, использованием нестационарной видеокамеры и аналогового видеотракта. Это приводит к неустойчивой работе контура сопровождения при увеличении уровня шума и ухудшении контрастно-яркостных характеристик видеопоследовательности, прореживании кадров и пропадании цели.

В настоящее время для сопровождения целей широко используются методы, основанные на среднем сдвиге [1], обучаемых классификаторах [2], вычитании фона [3] и ковариационных признаках [4]. В методе сопровождения на основе среднего сдвига используется итеративный корреляционный поиск соответствия области анализа текущего кадра с эталонным изображением цели, начиная с позиции сопровождаемого объекта на предыдущем кадре. Метод на основе обучаемых классификаторов является его развитием и позволяет повысить скорость поиска цели за счет параллельной обработки. Данные методы не могут использоваться для сопровождения малоразмерных целей в условиях нестационарной видеокамеры из-за ограничений на величину межкадрового смещения цели. Метод на основе вычитания фона обеспечивает сопровождение малоразмерных целей в условиях нестационарной видеокамеры за счет стабилизации текущего кадра относительно предыдущего (опорного) кадра и обнаружения объекта посредством вычисления разности опорного и стабилизированного кадров. Недостатком данного метода является высокая вычислительная сложность стабилизации кадров, что делает проблематичным его реализацию в реальном масштабе времени. Более эффективным для сопровождения малоразмерных целей в условиях нестационарной видеокамеры является метод пространственного ковариационного поиска [4], учитывающий как яркостные, так и текстурные свойства цели. Однако вычислительная сложность и вероятность ложного обнаружения цели в данном методе резко возрастают при повышении скорости движения цели и видеокамеры, а также при увеличении уровня шума и снижении контраста видеопоследовательности. Устранение перечисленных недостатков возможно за счет использования в качестве признаковых изображений субобластей аппроксимирующих и детализирующих коэффициентов непрореженного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования Хаара. Это позволяет снизить вычислительную сложность и вероятность ложного обнаружения цели за счет компактного представления пространственно-частотных свойств цели и уменьшения размеров дескрипторов.

Цель работы – разработка пространственно-частотного ковариационного метода поиска малоразмерных целей на основе непрореженного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования Хаара.

Пространственный ковариационный поиск цели. Метод пространственного ковариационного поиска цели основан на вычислении ковариационных матриц изображений эталона и окон-кандидатов на каждом кадре видеопоследовательности [4]. Элементы ковариационной матрицы признаков $C_I = \| c_I(i, j) \|_{i,j=\overline{1,D}}$ изображения I вычисляются с помощью выражения

$$c_I(i, j) = \frac{1}{XY} \sum_{x=1}^{X} \sum_{y=1}^{Y} (f(x, y, i) - \mu(i))(f(x, y, j) - \mu(j)),$$

где $f(x, y, d) = (M(x) \quad M(y) \quad I(x, y) \quad |I_x(x, y)| \quad |I_y(x, y)| \quad |I_{xx}(x, y)| \quad |I_{yy}(x, y)|)$ – элемент признакового образа $F_I = \| f(x, y, d) \|_{x=\overline{1,X},\, y=\overline{1,Y},\, d=\overline{1,D}}$; $\mu(d)$ – покомпонентное среднее арифметическое элементов признакового образа; X, Y – количество пикселей изображения по горизонтали и вертикали; D – количество признаковых изображений в признаковом образе F_I; $M(x)$, $M(y)$ – координатные матрицы, определяющие веса окон-кандидатов вблизи позиции цели на предыдущем кадре; $I_X(x, y)$, $I_Y(x, y)$, $I_{XX}(x, y)$, $I_{YY}(x, y)$ – первые и вторые производные по вертикали и горизонтали от интенсивности пикселей изображения I.

Определение новой позиции цели производится с помощью инвариантной римановой метрики в результате сравнения ковариационных матриц $C_E, C_l \in \mathrm{Sym}_d^+$, описывающих изображения эталона и окна-кандидата в области цели

$$\rho_l^2(C_E, C_l) = \sum_{i=1}^{n} \log^2 \lambda_i(C_E, C_l) = tr[\log^2(C_E^{-1/2} C_l C_E^{-1/2}],$$

где Sym_d^+ – связанное риманово многообразие, являющееся локально евклидовым топологическим пространством; $\lambda_i(C_E, C_l)_{i=1\ldots n}$ – i-е обобщенное собственное значение ковариационных матриц C_E и C_l, вычисленное из $(\lambda_i C_E x_E - C_l x_l = 0)_{i=1\ldots d}$; $x_i \neq 0$ – обобщенные собственные векторы; $tr[A]$ – след матрицы A, представляющий собой сумму элементов главной диагонали матрицы $tr[A] = \sum_i a_{i,i}$.

Недостатком метода пространственного ковариационного поиска является высокая вычислительная сложность, связанная с размером ковариационной матрицы и признаковых образов. Устранение данного недостатка возможно за счет исключения координатных матриц из признакового образа и выбора более компактного представления пространственно-частотных свойств цели, позволяющего уменьшить количество признаковых изображений.

Непрореженное дискретное лифтинг вейвлет-преобразование Хаара. Для уменьшения размерности признакового образа предлагается использовать непрореженное дискретное лифтинг вейвлет-преобразование Хаара (UHLWT – undecimated Haar lifting wavelet transform).

Вычисление аппроксимирующих $a(l) = \| a_i(l) \|_{i=1,N}$ и детализирующих $d(l) = \| d_i(l) \|_{i=1,N}$ вейвлет-коэффициентов Хаара на l-м уровне разложения производится согласно выражений

$$d(l) = a(l-1) - P(l)a(l-1),$$
$$a(l) = a(l-1) + U(l)d(l),$$

где $P(l) = p_1(l), z(2^l), p_2(l), z(2^l), \ldots, p_N(l)$, $U(l) = u_1(l), z(2^l), u_2(l), z(2^l), \ldots, u_N(l)$ – операторы предсказания и обновления для l-го уровня непрореженного вейвлет-разложения Хаара; $z(2^l) = 0(1), \ldots, 0(2^l)$ – величина заполнения нулями между соседними значащими элементами операторов предсказания и обновления.

При использовании непрореженного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования (рис. 1, *а*) за счет исключения шага декомпозиции на каждом уровне разложения производится формирование субобластей, размер которых равен размеру исходного видеокадра [5]. Это позволяет повысить точность локализации малоразмерных целей для ковариационного дескриптора до 6,3 раз по сравнению с прореженным дискретным лифтинг вейвлет-преобразованием Хаара (рис. 1, *б*) за счет извлечения дополнительной контурно-фоновой информации при сопоставимой устойчивости локализации цели к зашумлению и изменению интенсивности пикселей изображений [6]. По сравнению с другими подходами к построению признаковых изображений (градиентными, гистограммными, текстурными, пространственно-временными [7]) непрореженное дискретное лифтинг вейвлет-преобразование Хаара [8] имеет низкую вычислительную сложность.

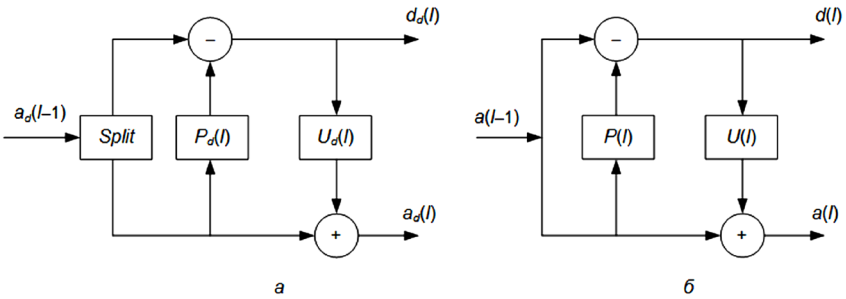

Рис. 1. Схемы вычисления одномерных дискретных лифтинг вейвлет-преобразований Хаара: *а* – без прореживания; *б* – с прореживанием

Метод быстрого пространственно-частотного ковариационного поиска малоразмерной цели. Для быстрого поиска малоразмерных целей предлагается пространственно-частотный ковариационный метод поиска, основанный на непрореженном дискретном лифтинг вейвлет-преобразовании Хаара. Сущность метода состоит в формировании признаковых изображений для перекрывающихся признаковых окон в пределах области поиска цели на текущем кадре видеопоследовательности, вычислении ковариационных матриц признаковых изображений и их сравнении с матрицей эталона. В отличие от метода пространственного корреляционного поиска цели предложенный метод использует субобласти аппроксимирующих и детализирующих коэффициентов непрореженного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования Хаара в качестве признаковых изображений для формирования ковариационного дескриптора (рис. 2). Это обеспечивает лучшую пространственно-частотную локализацию цели и позволяет уменьшить время и вероятность ложного обнаружения цели, повысить устойчивость к шуму и изменению контраста видеопоследовательности. В качестве признаковых изображений предлагается использовать следующие поддиапазоны коэффициентов первого уровня непрореженного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования Хаара: аппроксимирующие (LL); вертикальные (LH), горизонтальные (HL) и диагональные (HH) детализирующие; суммарные детализирующие (H).

Алгоритм пространственно-частотного ковариационного поиска цели включает следующие шаги.

1. Инициализация начальных параметров алгоритма.

1.1. Формирование эталонного изображения E цели.

Производится считывание первого кадра $I(t) = \| i(t, x, y) \|_{(x=\overline{1, X},\ y=\overline{1, Y})}$ видеопоследовательности $I = \| I(t) \|_{t=\overline{1, T}}$, где $X \times Y$ – размер кадра; $t = \overline{1, T}$ и T – номер и число кадров в видеопоследовательности соответственно. В качестве эталонного изображения выбирается прямоугольная область размером $M \times N$ на первом кадре видеопоследовательности, центральный пиксель которой является центром цели.

1.2. Формирование ковариационной матрицы и гистограммы эталонного изображения цели.

Для эталонного изображения E вычисляются ковариационная матрица C_E и гистограмма H_E.

1.3. Инициализация счетчиков кадров.

Устанавливаются начальные значения счетчиков кадров видеопоследовательности $t = 1$ и последовательных кадров без обнаруженной цели $T_a = 0$.

2. Начало цикла обработки кадров видеопоследовательности.

Переход к обработке очередного кадра видеопоследовательности. Значение счетчика кадров видеопоследовательности увеличивается на единицу: $t = t + 1$.

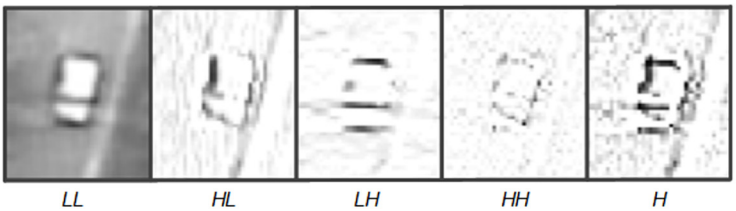

Рис. 2. Признаковые изображения, вычисленные в результате непрореженного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования Хаара (LL/LH/HL/HH/H)

3. Определение области цели на t-м кадре видеопоследовательности.

В зависимости от условий область цели может быть образована пикселями наиболее вероятного положения цели или включать весь кадр.

4. Начало цикла обработки признаковых окон.

4.1. Инициализация счетчика признаковых окон: $l = 0$.

4.2. Вычисление элементов пространственно-частотной ковариационной матрицы $C_l(t) = \| c_l(i, j) \|_{i,\, j=\overline{1,\, D}}$ для l-го признакового окна

$$c_l(i, j) = \frac{1}{XY}(F(i) - \mu(i))(F(j) - \mu(j)),$$

где $F_l = \| LL(x,y) \quad HL(x,y) \quad LH(x,y) \quad HH(x,y) \|_{x=\overline{1,\, X},\, y=\overline{1,\, Y}}$ – признаковый образ, состоящий из аппроксимирующих и детализирующих вертикальных, горизонтальных и диагональных коэффициентов непрореженного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования Хаара.

4.3. Вычисление весовой метрики сходства $\rho_l^2(t, C_E, C_l(t))$ ковариационных матриц l-го признакового окна $C_l(t)$ и эталона C_E с учетом близости к ожидаемому положению цели

$$\rho_l^2(C_E, C_l) = w_l tr[\log^2(C_E^{-1/2} C_l C_E^{-1/2}],$$

где $w_l = f(l, X, Y)$ – позиционный весовой коэффициент, учитывающий размеры цели и положение текущего признакового окна относительно ожидаемого положения цели. В зависимости от условий в качестве ожидаемого положения цели может использоваться положение цели на предыдущем кадре или прогнозируемое положение с учетом перемещения камеры и цели.

4.4. Значение счетчика признаковых окон увеличивается на единицу: $l = l + 1$.

4.5. Проверка условия окончания цикла обработки признаковых окон. Если $l < L$, то осуществляется переход на шаг 4.2, иначе – выход из цикла обработки признаковых окон.

5. Выбор лучшего признакового окна.

Номер лучшего признакового окна $W \in [1, L]$ вычисляется с помощью соотношения

$$W = \arg\max_{l \in \{1,\, L\}} (\rho_l^2(t, C_E, C_l(t))),$$

где $\arg\max_x(f(x))$ – функция максимизации, вычисляющая аргумент, соответствующий максимальному значению функции.

6. Сравнение метрики сходства с порогом.

Производится сравнение значения метрики сходства $\rho_W^2(t, C_E, C_l(t))$ для W-го признакового окна с заданным пороговым значением ρ_{Th}^2. Если условие $\rho_W^2(t, C_E, C_l(t)) > \rho_{Th}^2$ не выполняется, то принимается решение об отсутствии цели на t-м кадре видеопоследовательности. Значение счетчика T_a последовательных кадров без обнаруженной цели увеличивается на единицу $(T_a = T_a + 1)$ и осуществляется переход к шагу 7. Если условие $\rho_W^2(t, C_E, C_l(t)) > \rho_{Th}^2$ выполняется, то принимается решение об обнаружении цели, счетчик T_a обнуляется и производится переход к шагу 7.

7. Проверка условия окончания цикла обработки кадров видеопоследовательности.

Если обработка кадров не завершена ($t < T$) осуществляется переход на шаг 2, иначе – выход из алгоритма.

В результате выполнения данного алгоритма для каждого кадра видеопоследовательности определяются координаты центра лучшего признакового окна W, в котором обнаружена цель или принимается решение об отсутствии цели в кадре.

Оценка эффективности пространственно-частотного ковариационного метода поиска цели. Для оценки эффективности предложенного пространственно-частотного ковариационного метода использованы вероятность правильного обнаружения и время обработки кадра (обнаружения цели), оцениваемые в условиях изменения частоты, контраста и зашумления кадров.

Рассмотрены три комбинации коэффициентов первого уровня непрореженного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования Хаара для вычисления ковариационного дескриптора: аппроксимирующие и все детализирующие (WTC), аппроксимирующие и суммарные детализирующие (LL/H), аппроксимирующие и диагональные детализирующие (LL/HH).

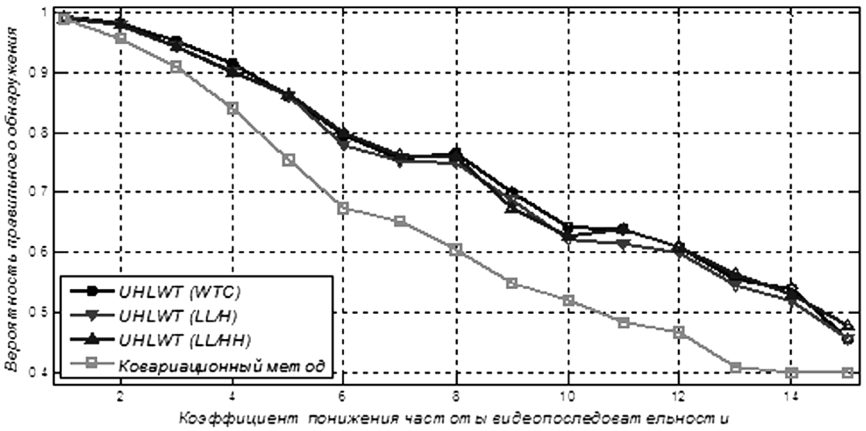

Рис. 3. Вероятность правильного обнаружения цели

Установлено, что при понижении частоты кадров предложенный метод позволяет повысить вероятность правильного обнаружения цели на 15,5 % для ковариационного дескриптора на основе всех коэффициентов первого уровня разложения непрореженного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования Хаара, на 13,9 % – для аппроксимирующих и суммарных детализирующих коэффициентов и на 15,1 % – для аппроксимирующих и диагональных детализирующих коэффициентов (рис. 3).

Для оценки вероятности правильного обнаружения в условиях зашумления кадров использовался аддитивный гауссовый шум с нулевым средним и дисперсией σ_η^2. Установлено, что по сравнению с пространственным ковариационным методом предложенный метод в среднем на 10,7 % более устойчив к зашумлению при использовании всех коэффициентов первого уровня непрореженного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования Хаара, обладает сопоставимой устойчивостью при использовании аппроксимирующих и суммарных детализирующих коэффициентов, обладает худшей устойчивостью к зашумлению при использовании аппроксимирующих и диагональных детализирующих коэффициентов (рис. 4).

Для оценки вероятности правильного обнаружения цели в условиях изменения контрастно-яркостных характеристик видеопоследовательности проводилась коррекция интенсивности пикселей в заданном диапазоне. Установлено, что предложенный метод обладает лучшей на 4,4 % устойчивостью к изменению контрастно-яркостных характеристик видеопоследовательности по сравнению с пространственным ковариационным методом (рис. 5).

Время поиска цели на одном кадре видеопоследовательности оценивалось в среде программирования MATLAB R2013a на компьютере с процессором Intel Core i5 (2,6 ГГц) и ОЗУ 4 ГБ. Обработано 10 видеопоследовательностей (1500 видеокадров) размером 720 × 480 пикселей, полученных с беспилотного летательного аппарата. Площадь сопровождаемой цели изменялась

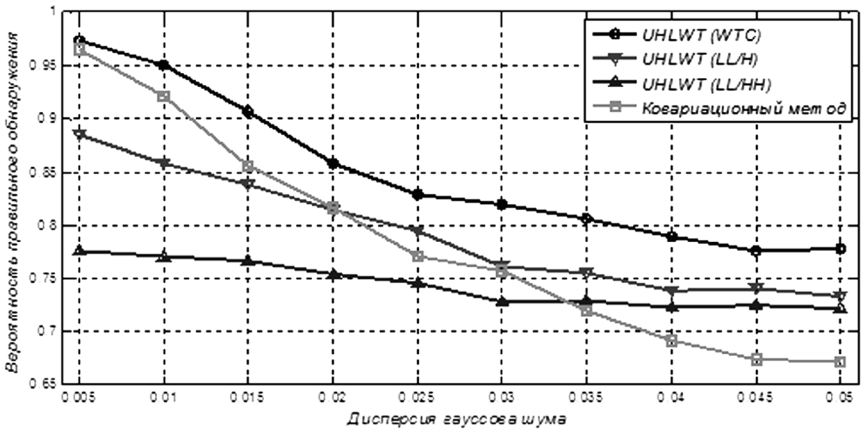

Рис. 4. Устойчивость методов обнаружения цели к шуму

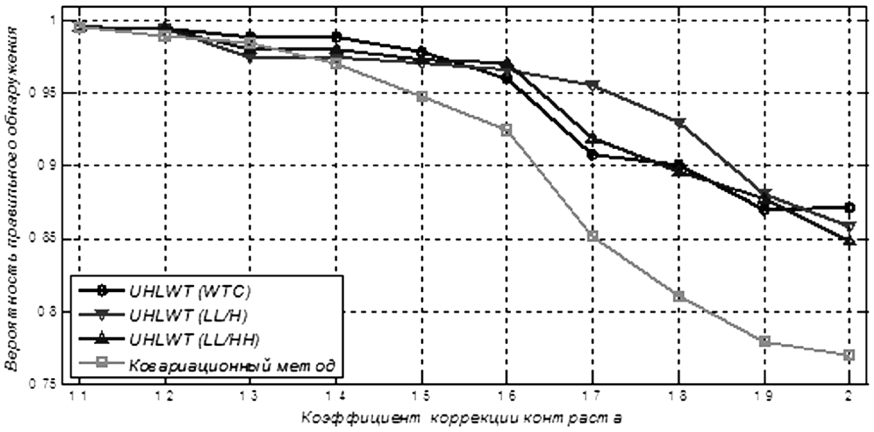

Рис. 5. Устойчивость методов обнаружения цели к изменению контрастно-яркостных характеристик видеопоследовательности

в диапазоне от 100 до 400 пикселей. Среднее время обработки одного кадра видеопоследовательности при использовании ковариационного метода составило 347,1 мс, при использовании модифицированного метода на основе всех коэффициентов первого уровня непрореженного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования Хаара – 48,2 мс (выигрыш 7,2 раза), на основе аппроксимирующих и суммарных детализирующих коэффициентов – 41,7 мс (выигрыш 8,3 раза), на основе аппроксимирующих и диагональных детализирующих – 41,6 мс (выигрыш 8,3 раза).

Таким образом, для обеспечения лучшей устойчивости к зашумлению целесообразно формировать ковариационный дескриптор на основе субобласти аппроксимирующих и трех субобластей детализирующих коэффициентов первого уровня непрореженного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования Хаара, для лучшего быстродействия – на основе субобласти аппроксимирующих и суммарной субобласти детализирующих коэффициентов.

Заключение. Предложен пространственно-частотный ковариационный метод поиска малоразмерных целей на кадрах видеопоследовательности, основанный на вычислении непрореженного дискретного лифтинг вейвлет-преобразования Хаара. Показано, что предложенный метод по сравнению с пространственным ковариационным методом обеспечивает повышение скорости обработки кадров от 7,2 до 8,3 раз. Установлено, что по сравнению с пространственным ковариационным методом предложенный пространственно-частотный ковариационный метод позволяет увеличить вероятность правильного обнаружения цели от 13,9 до 15,5 % при понижении кадровой частоты видеопоследовательности, повысить устойчивость к зашумлению в среднем на 10,7 % и повысить устойчивость к изменению контрастно-яркостных характеристик видеопоследовательности на 4,4 %.

Литература

1. *Porikli F., Tuzel O.* // Proceedings of IEEE Int'l. Conference on Multimedia and Expo. 2005. P. 1234–1237.

2. *Avidan S.* // Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2005. Vol. 2. P. 494–501.

3. *Ribaric S., Adrinek G., Segvic S.* // Proceedings of the 12th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference. 2004. P. 231–234.

4. *Tuzel O., Porikli F., Meer P.* // Proc. 9th European Conf. on Computer Vision. 2006. Vol. 2. P. 589–600.

5. *Meng J.* // IEEE International Symposium on Communication and Information Technologies. 2005. Vol. 1. P. 606–609.

6. *Борискевич И. А., Цветков В. Ю., Аль-Хелли Ф. А. М.* // Телекоммуникации: сети и технологии, алгебраическое кодирование и безопасность данных: Материалы Междунар. науч.-техн. семинара (Минск, апрель–декабрь 2013 г.). Минск, 2014. С. 16–21.

7. *Yang H., Shao L.* // Neurocomputing. 2011. Vol. 74. P. 3823–3831.

8. *Oren M., Papageorgiou C.* // Proceedings of IEEE International on Computer Vision and Pattern Recognition. 1997. Vol. 97. P. 193–199.

I. A. BARYSKIEVIC, V. Yu. TSVIATKOU

anbor@bsuir.by

SPATIAL-FREQUENCY COVARIANCE SEARCH FOR LOW-SIZED TARGETS BASED ON HAAR UNDECIMATED LIFTING WAVELET TRANSFORM

Summary

A spatial-frequency covariance method of search for low-sized targets on video frames is proposed. It is based on Haar undecimated lifting wavelet transform. The method allows one to reduce computation time and to increase the probability of correct detection of target by using Haar undecimated lifting wavelet transform for calculation of a covariance descriptor.