

Методика моделирования движения сцены по последовательности изображений

П.В. Смирнов¹, Р.О. Коваленко¹, М.Н. Суегин²

¹Ульяновский государственный технический университет, Северный Венец 32, Ульяновск, Россия, 432027

²ФНПЦ АО «НПО «Марс», Солнечная 20, Ульяновск, Россия, 432022

Аннотация. Предложена методика моделирования движения сцены, основанная на реверсивном псевдоградиентном попиксельном формировании поля диспарантности. Выделение области движущегося объекта рассмотрено как задача проверки гипотезы о принадлежности узлов сетки отсчетов изображения к области движения. Оценены ошибки первого и второго рода. Проведено сравнение полученных результатов с результатами алгоритма MVFAST. Увеличение отношения сигнал/шум изображения движущегося объекта достигается за счет комплексирования кадров исследуемой видеопоследовательности. Для совмещения сопряженных точек использованы быстродействующие рекуррентные алгоритмы, не требующие априорной информации. Приведён пример нахождения с использованием методики параметров траектории движения объекта. При этом в качестве промежуточных параметров траектории использованы оценки межкадровых геометрических деформаций видеопоследовательности.

1. Введение

Одной из проблем обработки видеоинформации является обнаружение и оценивание параметров траектории движущегося объекта по последовательности кадров изображений. При этом в некоторых задачах требуется обнаружить только факт наличия движения, в других – область изображения, где обнаружено движение, границы движущегося объекта. К сложным задачам можно отнести определение параметров и построение траектории движения объекта. При этом исходная информация для нахождения параметров движения извлекается из кадров видеопоследовательности.

Известны различные подходы к выделению области подвижного объекта, основанные на нахождении межкадровой разности [1, 2], вычитании фона [2, 3], применении статистик [2, 4], блочном оценивании [5, 6], анализе оптического потока [7]. Как правило, во всех подходах решение основано на обработке смежных кадров видеопоследовательности и сводятся к оцениванию межкадровых геометрических деформаций двух изображений, одно из которых условно можно считать опорным $\mathbf{Z}^s = \{z_{i,j}^s\}$, а второе – деформированным $\mathbf{Z}^d = \{z_{i,j}^d\}$, где $z_{i,j}^{(\cdot)}$ – яркость узла сетки отсчетов, на которой представлено изображение, с координатами (i, j) . Поле $\mathbf{H} = \{\mathbf{h}_{i,j}\}$ векторов $\mathbf{h}_{i,j}$ межкадровых сдвигов всех точек опорного изображения, соответствующих узлам сетки отсчетов, будем называть полем диспарантности. При нахождении оценок $\mathbf{h}_{i,j}$ перспективным является подход, использующий псевдоградиентное

оценивание [8-10] на деформированном изображении координат (x, y) сопряженных точек опорного изображения, соответствующих его узлам.

При этом для оценок проекций $h_{(i,j)_x}$ и $h_{(i,j)_y}$ вектора сдвига на базовые оси изображения можно записать [11]:

$$\mathbf{h}_{i,j+1} = \mathbf{h}_{i,j} - \lambda_h \text{sign}(\bar{\beta}_h(z_{i,j+1}^d, \mathbf{h}_{i,j})), \quad i = \overline{1, N_x}, \quad j = \overline{1, N_y}, \quad (1)$$

где λ_h – коэффициент усиления, определяющий скорость изменения оцениваемых параметров; $\beta_h = (\beta_{hx}, \beta_{hy})^T$ – псевдоградиент целевой функции качества оценивания; $N_x \times N_y$ – размер изображений.

Выражение, аналогичное (1) может быть записано и при представлении вектора межкадровых сдвигов в полярной форме: $\mathbf{h}_{i,j} = (\rho_{i,j}, \varphi_{i,j})$, где $\rho_{i,j}$ – модуль вектора, $\varphi_{i,j}$ – угол относительно оси x . В работе [12] показано, что в силу инерционности изменения оценок использование параметров $\rho_{i,j}$ и $\varphi_{i,j}$ при псевдоградиентном оценивании поля диспарантности не эквивалентно по отношению к использованию $h_{(i,j)_x}$ и $h_{(i,j)_y}$. Обусловлено это тем, что наборы параметров несут разный физический смысл.

В работе [13] предложено и исследовано два подхода к синтезу алгоритмов построения поля диспарантности, основанных на реверсивном оценивании [14]. При первом подходе последовательно по строкам формируются оценки сдвигов всех точек опорного изображения, соответствующих узлам сетки отсчетов. При этом каждая строка обрабатывается реверсивно: например, сначала «слева направо», а потом «справа налево». Последующая совместная обработка полученных при этом результатов [13] позволяет компенсировать инерционность формирования оценок при рекуррентном оценивании. При втором подходе учитывается также коррелированность смежных строк изображения. Для этого эти строки обрабатываются «змейкой» во встречных направлениях. Из полученных для каждого узла опорного изображения результатов формируется результирующая оценка вектора сдвига. В качестве критерия формирования результирующей оценки применён минимум псевдоградиента целевой функции качества оценивания и максимум корреляции локальных окрестностей деформированного и передискретизированного опорного изображений.

В настоящей работе исследуется эффективность ряда алгоритмов построения поля диспарантности, рассмотренных в [13], для решения задач выделения по видеопоследовательности подвижного объекта и определения параметров его траектории. Условно обозначим эти алгоритмы как:

алгоритм REFMP (Reverse Estimation of the Field of Motion by Polar Parameters) – реверсное оценивание без учета коррелированности смежных строк изображения при использовании к качеству набора параметров вектора сдвига полярных параметров;

алгоритм CEFMP (Correlation Estimation of the Field of Motion by Projections) – оценивание с учётом коррелированности смежных строк при использовании к качеству набора параметров вектора сдвига его проекций на базисные оси изображения;

алгоритм CEFMP (Correlation Estimation of the Field of Motion by Polar Parameters) – оценивание с учётом коррелированности смежных строк изображения при использовании к качеству набора параметров вектора сдвига полярных параметров.

Для сравнения результатов использован один из лучших блочных алгоритмов MVFAST (Motion Vector Field Adaptive Search Technique) [15].

2. Выделение областей движения сцены на основе поля диспарантности

Выделение на изображении областей движущихся объектов является важным этапом определения параметров движения. Ошибки на этом этапе при определении, в частности траектории подвижного объекта, могут привести к неверной оценки таких параметров как скорость, направление движения объекта и других.

Выделение области движения по полю диспарантности можно рассматривать как задачу проверки гипотезы о принадлежности узлов изображения к движущему объекту. Тогда в результате пороговой обработки возможны ошибки: первого рода – отнесение узла, относящегося к фону, к области движения, и второго рода – отнесение узла движения к фону. При этом возникает задача выбора соответствующего порога обнаружения.

Для корректности исследование проведем на примере тех же изображений, что использованы в работе [13]. Это два смежных кадра видеопоследовательности (рисунке 1), в которой автомобиль, расположенный по центру, движется прямолинейно, а автомобиль справа – неподвижен. При этом параметры межкадрового пространственного смещения изображений движущегося автомобиля: $h_x = 3$, $h_y = 2,95$ или в полярной системе: $\rho = 4,2$, $\varphi = 45^\circ$.



Рисунок 1. Пример смежных кадров видеопоследовательности с подвижным объектом.

Примеры обнаружения движения по изображениям рисунка 1 при формировании поля диспарантности алгоритмом REFMPР и трёх порогах: $0.1\rho_{\max}$, $0.3\rho_{\max}$ и $0.8\rho_{\max}$ приведены на рисунках 2а-2в, где ρ_{\max} – максимальное значение модуля сдвига. Видно, что при пороге $0.1\rho_{\max}$ практически отсутствуют ошибки второго рода. При увеличении порога до $0.3\rho_{\max}$ число и размер ложно обнаруженных областей движения сокращаются, но появляются пропуски в области движения. При пороге $0.8\rho_{\max}$ резко увеличивается число ошибок вблизи границ подвижного объекта и на его малоконтрастных участках. Аналогичные результаты для алгоритма SEFMPР приведены на рисунках 2г-2е. Видно, что при порогах $0.1\rho_{\max}$ и $0.3\rho_{\max}$ практически отсутствуют ложно обнаруженные области. При задании порога $0.8\rho_{\max}$ появляются пропуски на границах объекта. В целом, если результат межкадровых геометрических деформаций сводится к параллельному сдвигу, алгоритм SEFMPР дает лучшие результаты: отсутствуют ложные обнаружения, а пропуски движения возникают только при значительной величине порога.

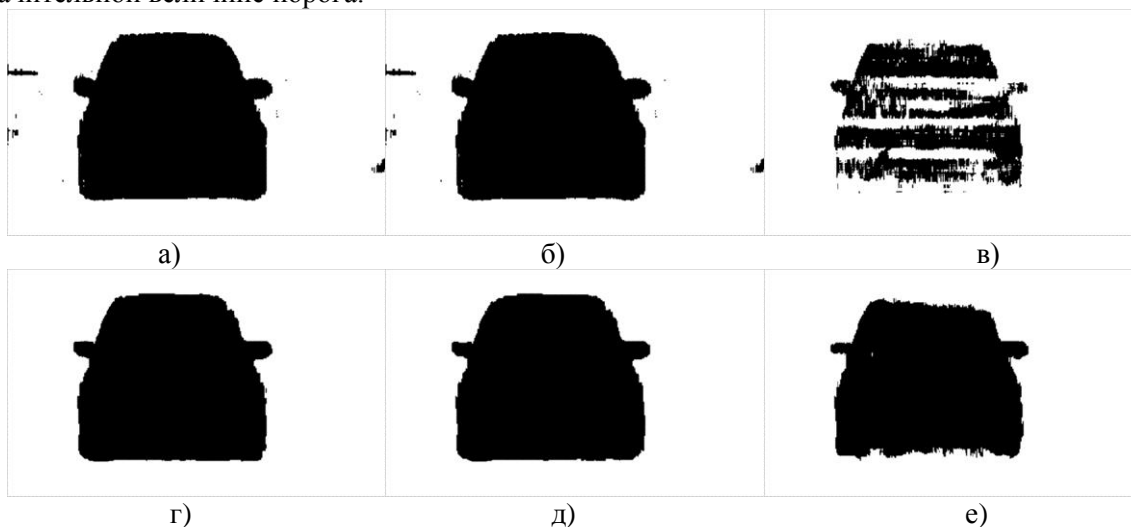


Рисунок 2. Результат пороговой обработки.

Обнаружение движения при более сложной модели межкадровых деформаций осложняется тем, что определенное сочетание параметров деформаций даёт модули сдвигов в области движения близкие к нулю. Это хорошо иллюстрируют результаты (рисунок 3) выделения области движения для случая, когда правое изображение рисунка 1 было смоделировано так, что деформации подвижного объекта соответствуют параметрам модели подобия: $\bar{h} = (2,3)^T$, $\varphi = 4^\circ$, $\kappa = 1$. На рисунке 3а и 3б показаны результаты при пороге $0.05\rho_{\max}$ для случаев формирования поля диспарантности алгоритмами CEFMP и CEFMPP, соответственно, на рисунке 3в – с порогом $0.1\rho_{\max}$ для алгоритма CEFMPP. Видно, что при увеличении порога увеличивается и не выделяемая область изображения вокруг центра поворота. При этом использование алгоритма CEFMPP даёт лучшие результаты.

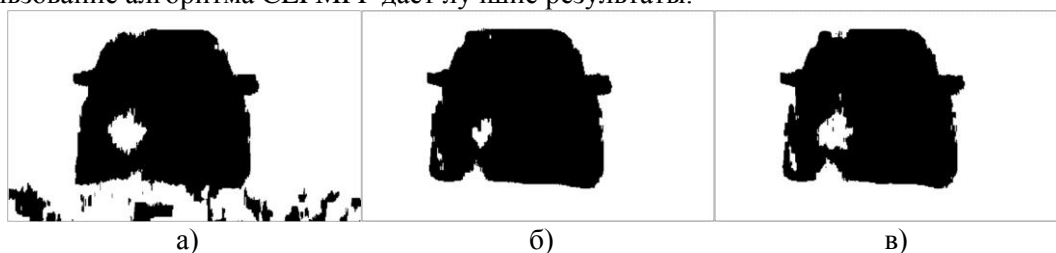


Рисунок 3. Результат пороговой обработки для случая сложного движения.

На рисунке 4 приведены распределения вероятностей оценок модуля вектора межкадрового сдвига узлов опорного изображения для проведенного эксперимента. Рисунок 4а соответствует алгоритму MVFAST, рисунок 4б – алгоритму REFMP, рисунок 4в – алгоритму CEFMPP. Пунктирные графики соответствуют распределениям оценок в области без движения, сплошной – в области движения. Истинное значение модуля вектора межкадрового сдвига для всех узлов области движения одинаково и равно $\rho_{ev} = 4.2$. Выбор порога позволяет найти компромисс между вероятности ошибок первого и второго рода. Для примера на рисунках 4г – 4е представлены эмпирические графики зависимостей вероятностей ошибок второго рода от величины порога. В частности, при значении порога $0.05\rho_{\max}$ вероятность ошибки первого рода для алгоритма MVFAST составляет 0.052%, а для алгоритма CEFMPP – 0.047%. Для алгоритма REFMP вероятность ошибок первого рода снижается до 0.05% при увеличении порога до $0.12\rho_{\max}$. Таким образом, в рассмотренном примере при формировании поля диспарантности перечисленными алгоритмами ошибки первого рода могут быть почти полностью исключены при небольших значениях порога.

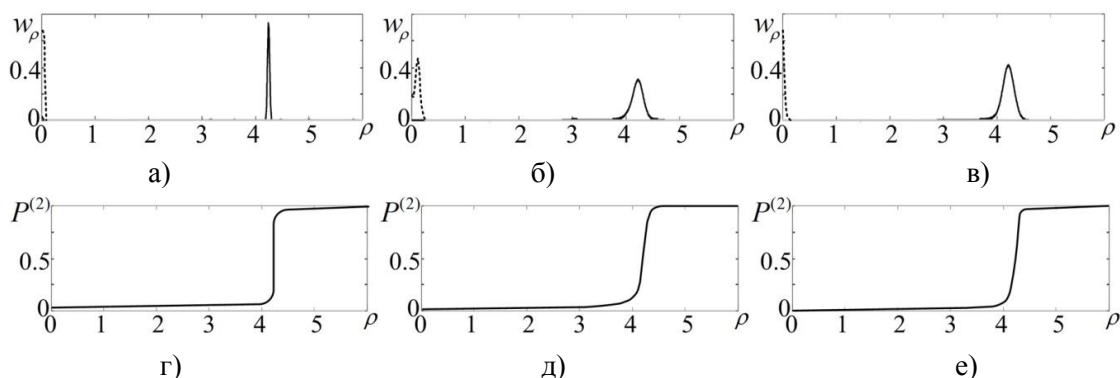


Рисунок 4. Зависимость распределения вероятностей модуля сдвига и вероятностей ошибок второго рода величины порога.

Из рисунка 4г также видно, что вероятность ошибки второго рода для алгоритма MVFAST не снижается до нуля даже при малых значениях порога. Например, при пороге $0.1\rho_{\max}$

вероятность ошибки второго рода для алгоритма MVFAST составляет 3.33%. Для сравнения вероятность ошибки второго рода для алгоритма REFMPP не превышает 0.01%, для алгоритма SEFMPP – 0.03%. Таким образом, вероятность пропуска движения при использовании алгоритма MVFAST значительно выше. По приведенным данным было найдено оптимальное значение порога по критерию минимума суммы вероятностей ошибок первого и второго рода, равное $0.2\rho_{\max}$, при котором вероятности ошибок первого и второго рода для алгоритма SEFMPP составили 0.033% и 0.035%, а для алгоритма SEFMPP – 0.01% и 0.07%, для алгоритма MVFAST – 0.052% и 3.5% соответственно. Таким образом, вероятность ошибки второго рода для алгоритма MVFAST больше чем на порядок выше, чем для алгоритма SEFMPP.

Выбрав значение порога по сформированному полю диспарантности можно выделить контур движущегося объекта. На рисунке 5 приведены контур и область движущегося объекта, полученные пороговой обработкой при критическом значении критерия гипотезы отсутствия движения, равном $0.2\rho_{\max}$. Для выделения контура использовались морфологические операции замыкания и заполнения [16]. Рисунки 5а и 5б соответствует алгоритмам SEFMPP и SEFMPP соответственно, рисунок 5в – алгоритму MVFAST с размером блока в один пиксель.

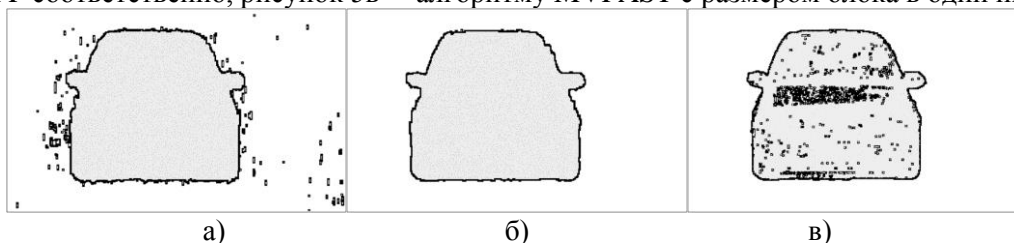


Рисунок 5. Результат выделения области движения.

Рисунки подтверждают сделанные выше выводы, что вероятность ошибок первого рода при использовании псевдоградиентного оценивания даже при малых порогах близка к нулю в отличие от алгоритма MVFAST, для которого она составляет единицы процентов. При этом алгоритм MVFAST обеспечивает незначительные вероятности ошибок второго рода. Для алгоритма SEFMPP даже при небольших межкадровых сдвигах изображения подвижного объекта (1.5-2 пикселя) в исследованных примерах вероятность ошибки первого рода обнаружения движения составила 0.5-1.5%, второго рода 0.2-1.0%. Это делает его предпочтительным при решении задач выделения области и контура движущегося объекта.

3. Оценка параметров траектории движения объекта

Траекторию объекта можно построить, используя оценки параметров некоторой модели межкадровых геометрических деформаций, полученные по полю диспарантности в области движения. При этом если параметры движения объекта характеризуются только параллельным сдвигом, то сдвиг каждого пикселя в области движения совпадает с межкадровым движением объекта. Рассмотрим более сложное движение, в частности, соответствующее модели подобия с параметрами $(h_x, h_y, \kappa, \varphi)^T$ и аффинной модели с параметрами $(a_{00}, a_{01}, a_{10}, a_{11}, h_x, h_y)^T$ [18].

Оценки параметров моделей по выделенной области движения можно найти как:

для модели подобия:

$$\hat{h}_x = N_{\text{ma}}^{-1} \sum_{i,j \in \text{MA}} \hat{h}_{(i,j)x}, \quad \hat{\varphi} = -\arctg \frac{\text{cov}(\hat{h}_{(i,j)x}, y) - \text{cov}(\hat{h}_{(i,j)y}, x)}{\sigma_x + \sigma_y + \text{cov}(\hat{h}_{(i,j)x}, x) + \text{cov}(\hat{h}_{(i,j)y}, y)}, \quad (2)$$

$$\hat{h}_y = N_{\text{ma}}^{-1} \sum_{i,j \in \text{MA}} \hat{h}_{(i,j)y}, \quad \hat{\kappa} = \sigma_x^{-1} (\cos \hat{\varphi} (\sigma_x + \text{cov}(\hat{h}_{(i,j)y}, x)) + \sin \hat{\varphi} (\sigma_y + \text{cov}(\hat{h}_{(i,j)x}, y))),$$

для аффинной модели:

$$\hat{a}_{00} = \aleph(\sigma_y \text{cov}(\hat{h}_{(i,j)x}, x) - \text{cov}(x, y) \text{cov}(\hat{h}_{(i,j)x}, y)) + 1, \quad \hat{a}_{01} = \aleph(\sigma_x \text{cov}(\hat{h}_{(i,j)x}, y) - \text{cov}(x, y) \text{cov}(\hat{h}_{(i,j)x}, x)), \quad (3)$$

$$\hat{a}_{10} = \aleph(\sigma_y \text{cov}(\hat{h}_{(i,j)y}, x) - \text{cov}(x, y) \text{cov}(\hat{h}_{(i,j)y}, y)), \quad \hat{a}_{11} = \aleph(\sigma_x \text{cov}(\hat{h}_{(i,j)y}, y) - \text{cov}(x, y) \text{cov}(\hat{h}_{(i,j)y}, x)) + 1,$$

$$\hat{h}_x = N_{\text{ma}}^{-1} \left(\sum_{i,j \in \text{MA}} \hat{h}_{(i,j)x} - (\hat{a}_{00} - 1) \sum_{i,j \in \text{MA}} (x - x_0) - \hat{a}_{01} \sum_{i,j \in \text{MA}} (y - y_0) \right),$$

$$\hat{h}_y = N_{\text{ma}}^{-1} \left(\sum_{i,j \in \text{MA}} \hat{h}_{(i,j)y} - \hat{a}_{10} \sum_{i,j \in \text{MA}} (x - x_0) - (\hat{a}_{11} - 1) \sum_{i,j \in \text{MA}} (y - y_0) \right),$$

где: $\aleph = \sigma_x \sigma_y - \text{cov}^2(x, y)$; $\text{cov}(a, b) = N_{\text{ma}}^{-1} \sum_{i \in \text{MA}} a_i b_i - N_{\text{ma}}^{-2} \sum_{i \in \text{MA}} a_i \sum_{i \in \text{MA}} b_i$, $\sigma_a = N_{\text{ma}}^{-1} \sum_{i \in \text{MA}} (a - M[a])^2$,

MA – область, содержащая отнесенные к движущемуся объекту узлы изображения, N_{ma} – число этих узлов.

На рисунке 6 приведены оценки поля диспарантности, сформированные алгоритмом MVFAST (рисунок 6а) и алгоритмами SEFMP (рисунок 6б) и SEFMPP (рисунок 6в) для ситуации, когда движение объекта соответствует параметрам модели подобия: $\bar{h} = (2, 3)^T$, $\varphi = -4^\circ$, $\kappa = 1$.

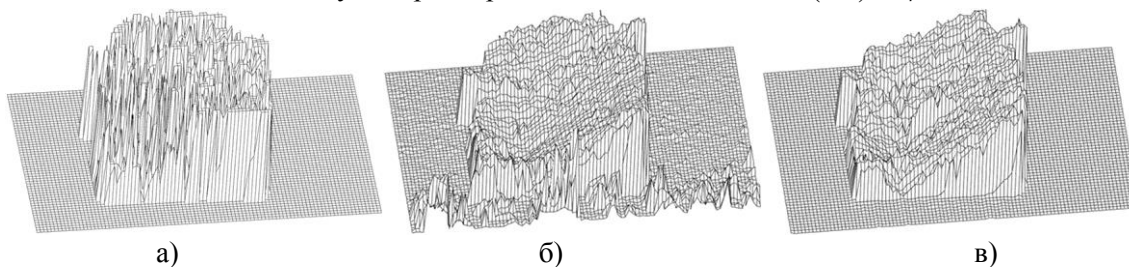


Рисунок 6. Поле диспарантности при деформациях, соответствующих модели подобия.

По выделенной области движения получаем оценки параметров: для ситуации использования алгоритма SEFMP по формулам (2): $\hat{h}_x = 1.98$, $\hat{h}_y = 3.04$, $\hat{\varphi} = -4.08^\circ$, $\hat{\kappa} = 1.002$, для алгоритма SEFMPP: $\hat{h}_x = 1.77$, $\hat{h}_y = 2.61$, $\hat{\varphi} = -3.3^\circ$, $\hat{\kappa} = 0.988$. Оба набора оценок имеют высокую точность, но большую точность обеспечивает использование алгоритма SEFMP, что объясняется меньшей инерционностью измерения оценок при использовании данного алгоритма. В то же время этот алгоритм обеспечивает меньшую точность выделения области подвижного объекта. С использованием полученных оценок несложно найти параметры траектории движения объекта и предсказать его положение на последующих кадрах.

Для нахождения оценок параметров, как правило, достаточно использовать только небольшую часть узлов области движения изображения. Например, используя лишь 1% случайно выбранных узлов движущегося объекта, получаем для алгоритма SEFMP: $\hat{h}_x = 2.03$, $\hat{h}_y = 3.27$, $\hat{\varphi} = -3.91^\circ$ и $\hat{\kappa} = 0.995$, для алгоритма SEFMPP: $\hat{h}_x = 1.81$, $\hat{h}_y = 2.46$, $\hat{\varphi} = -3.41^\circ$, $\hat{\kappa} = 0.992$. Точность этих оценок близка к ситуации использования всех узлов области движения. Так, относительные погрешности оценок сдвигов увеличились на 0.5% и 7.5%, погрешность оценки угла – на 0.25%, а погрешность масштаба – на 0.45%. При этом вычислительные затраты многократно сократились. Отметим, что оценки, полученные на основе поля диспарантности, сформированного с помощью алгоритма MVFAST: $\hat{h}_x = 1.03$, $\hat{h}_y = 4.58$, $\hat{\varphi} = -2.04^\circ$, $\hat{\kappa} = -2.04^\circ$, значительно хуже.

При более сложном движении может быть использована аффинная модель. На рисунке 7 приведены оценки поля диспарантности, сформированные алгоритмом MVFAST (рисунок 7а) и алгоритмами SEFMP (рисунок 7б) и SEFMPP (рисунок 7в) для ситуации, когда истинные значения параметров: $a_{00} = 0.95$, $a_{01} = 0.02$, $a_{10} = -0.08$, $a_{11} = 0.98$, $h_x = 1$, $h_y = 1$.

По выражениям (3) для случая применения алгоритма SEFMPP получаем оценки: $\hat{a}_{00} = 0.935$, $\hat{a}_{01} = 0.011$, $\hat{a}_{10} = -0.044$, $\hat{a}_{11} = 0.987$, $\hat{h}_x = 1.63$, $\hat{h}_y = 0.73$, $\hat{h} = (1.63, 0.73)^T$; а для алгоритма SEFMP: $\hat{a}_{00} = 0.952$, $\hat{a}_{01} = 0.021$, $\hat{a}_{10} = -0.086$, $\hat{a}_{11} = 0.981$, $\hat{h}_x = 1.15$, $\hat{h}_y = 1.22$. Здесь также

оценки параметров модели ближе к истинным при использовании в алгоритме проекций вектора сдвига на базовые оси изображения. При формировании поля диспарантности алгоритмом MVFAST оценки параметров значительно отличаются от истинных: $\hat{a}_{00} = 0.987$, $\hat{a}_{01} = -0.031$, $\hat{a}_{10} = 0.141$, $\hat{a}_{11} = 0.961$, $\hat{h}_x = 2.27$, $\hat{h}_y = -0.66$. Использование этого алгоритма для нахождения траектории подвижного объекта по видеопоследовательности малоперспективно.

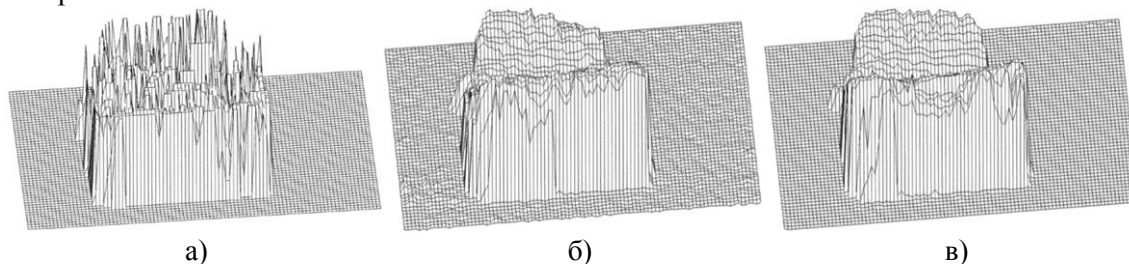


Рисунок 7. Поле диспарантности при аффинной модели деформаций.

4. Заключение

Выделение области движущегося объекта рассмотрено как задача проверки гипотезы о принадлежности узлов изображения к области движения. В результате пороговой обработки возникают ошибки первого рода – отнесение узла, относящегося к фону изображения, к области движения, и ошибки второго рода – отнесение узла движения к фону. Показано, что при реверсивном псевдоградиентном попиксельном формировании поля диспарантности и выборе порогового значения, исходя из требуемых вероятностей ошибок первого и второго рода, достигается высокая точность выделения на изображении области движущегося объекта. При этом учет межстрочной корреляции значительно улучшает точность выделения области движения. Проведенные экспериментальные исследования показали, что формирование поля диспарантности с использованием попиксельного псевдоградиентного оценивания обеспечивает лучшие результаты выделения области движения по сравнению с известным алгоритмом MVFAST, особенно по вероятности ошибок второго рода.

По полю диспарантности в области движения можно эффективно оценивать параметры траектории объекта. В качестве исходной информации для параметров траектории можно использовать оценки межкадровых геометрических деформаций. Получены выражения, позволяющие по выделенной области движения найти оценки параметров моделей подобия и аффинной. При этом большую точность параметров обеспечивает формировании поля диспарантности с использованием проекций векторов сдвигов на базовые оси, что объясняется меньшей инерционностью измерения их оценок. В то же время, этот подход даёт меньшую точность выделения области подвижного объекта, что нужно учитывать при решении конкретных задач. Показано, что при незначительных потерях в точности при определении параметров (доли процента) можно использовать лишь небольшую (единицы процентов) локальную выборку узлов области движения поля диспарантности.

5. Литература

- [1] Elhabian, Sh.Y. Moving Object Detection in Spatial Domain using Background Removal Techniques / Sh.Y. Elhabian, Kh.M. El-Sayed, S.H. Ahmed // *Recent Patents on Computer Science*. – 2008. – Vol. 1(1). – P. 32-54. DOI: 10.2174/1874479610801010032.
- [2] Karasulu, B. Moving Object Detection and Tracking in Videos In Performance Evaluation Software / B. Karasulu, S. Korukoglu // *SpringerBriefs in Computer Science*. – 2013. – P. 7-30. DOI: 10.1007/11612704_16.
- [3] Wang, L. Extraction of Moving objects from their Background based on multiple adaptive threshold and boundary evaluation / L. Wang, N.H.C. Yung // *Intelligent transportation systems*. – 2010. – Vol. 11(1). – P. 40-51. DOI: 10.1109/TITS.2009.2026674.

- [4] Kutsov, R.V. Detection of a moving object in the image / R.V. Kutsov, A.P. Trifonov // *Journal of Computer and Systems Sciences International*. – 2006. – Vol. 45(3). – P.459-468. DOI: 10.1134/S1064230706030129.
- [5] Гришин, С.В. Обзор блочных методов оценки движения в цифровых видео сигналах / С.В. Гришин, Д.С. Ватолин, А.С. Лукин // *Программные системы и инструменты*. – 2008. – Т. 9. – С. 50-62.
- [6] Богуш, Р.П. Комбинирование блочных алгоритмов вычисления оптического потока для обнаружения и сопровождения движущихся объектов на видеопоследовательностях / Р.П. Богуш, В.Ю. Лысенко, Г.А. Самощенко // *Вестник Полоцкого государственного университета. Фундаментальные науки*. – 2011. – № 4. – С. 2-7.
- [7] Золотых, Н.Ю. Обзор методов поиска и сопровождения транспортных средств на потоке видеоданных / Н.Ю. Золотых, В.Д. Кустикова, И.Б. Мееров // *Вестник Нижегородского университета им. Н.И. Лобачевского*. – 2012. – Т. 5, № 2. – С. 348-358.
- [8] Цыпкин, Я.З. Информационная теория идентификации / Я.З. Цыпкин. – М.: Наука. Физматлит, 1995. – 336 с.
- [9] Tashlinskii, A.G. Computational Expenditure Reduction in Pseudo-Gradient Image Parameter Estimation / A.G. Tashlinskii // *Lecture Notes in Computer Science*. – 2003. – Vol. 2658. – P. 456-462. DOI: 10.1007/3-540-44862-4_48.
- [10] Tashlinskii, A.G. Pseudogradient Estimation of Digital Images Interframe Geometrical Deformations / A.G. Tashlinskii // *Vision Systems: Segmentation & Pattern Recognition*. – Austria, Vienna: I-Tech, 2007. – P. 465-494. DOI: 10.5772/4975.
- [11] Tashlinskii, A.G. Optimization of Goal Function Pseudogradient in the Problem of Interframe Geometrical Deformations Estimation / A.G. Tashlinskii // *Pattern Recognition Techniques, Technology and Applications*. – Austria, Vienna: I-Tech, 2008. – P. 249-280. DOI: 10.5772/6244.
- [12] Смирнов, П.В. Методика выделения области подвижного объекта на последовательности изображений / П.В. Смирнов, А.Г. Ташлинский // *Радиотехника*. – 2015. – № 6. – С. 5-11.
- [13] Tashlinskii, A.G. Pixel-by-pixel estimation of scene motion in video. *International Archives of the Photogrammetry* / A.G. Tashlinskii, P.V. Smirnov, M.G. Tsaryov // *Remote Sensing and Spatial Information*. – 2017. – Vol. XLII-2/W4. – P. 64-65. DOI: 10.5194/isprs-archives-XLII-2-W4-61-2017.
- [14] Tashlinskii, A.G. Method for detecting instability and recovery of signal shape under intense noise / A.G. Tashlinskii, R.M. Kurbanaliev, S.S. Zhukov // *Pattern Recognition and Image Analysis*. – 2013. – Vol. 23(3). – P. 425-428. DOI: 10.1134/S1054661813030139.
- [15] Hosur, P.I. Motion vector field adaptive fast motion estimation / P.I. Hosur, K.K. Ma // *International Conference on Information, Communications and Signal Processing (ICICS)*. – Singapore, 1999. – P. 7-10.
- [16] Смирнов, П.В. Выделение на последовательности изображений области движущегося объекта / П.В. Смирнов // *Известия Самарского научного центра РАН*. – 2014. – Т. 16, № 6. – С. 595-599.
- [17] Gonzalez, R. *Digital image processing* / R. Gonzalez, R. Woods. – Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 2012. – 1104 p.

Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и Правительства Ульяновской области в рамках научных проектов № 18-41-730011 и № 18-41-730006.

Technique to model the movement of the scene using image sequence

P.V. Smirnov¹, R.O. Kovalenko¹, M.N. Suetin²

¹Ulyanovsk State Technical University, Severnii Venetz 32, Ulyanovsk, Russia, 432027

²Federal Research-and-Production Center Joint-Stock Company 'Research-and-Production Association 'Mars', Solnechnaia 20, Ulyanovsk, Russia, 432022

Abstract. The paper proposes a technique for modeling the movement of a scene based on reversible stochastic gradient pixel-by-pixel formation of the deformation field. Detection of the moving object area is considered as the task of testing the hypothesis that the image grid nodes belong to the area of motion. The paper presents the estimated errors of the first and second kind. The obtained results are compared with the results of the MVFAST algorithm. The increase in the signal-to-noise ratio of the image of a moving object is achieved by combining the frames of the video sequence under study. To combine conjugate points, high-speed recurrent algorithms are used that do not require a priori information. The paper presents an example of estimation of object's trajectory parameters using the technique. The interframe geometric deformations of the video sequence were used as intermediate parameters of the trajectory.