

УДК 681.3

## ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ БИЛАТЕРАЛЬНОГО ФИЛЬТРА В ЗАДАЧАХ ВЫЧИСЛЕНИЯ ОПТИЧЕСКОГО ПОТОКА \*

В. В. Титков<sup>1</sup>, С. В. Панин<sup>1,2</sup>, П. С. Любутин<sup>1</sup>, В. О. Чемезов<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Институт физики прочности и материаловедения СО РАН,

634055, г. Томск, просп. Академический, 2/4

<sup>2</sup>Томский политехнический университет,

634050, г. Томск, просп. Ленина, 30

E-mail: svp@ispms.tsc.ru

Предложено использование весовых коэффициентов билатерального фильтра для расчёта меры подобия участков изображений в алгоритмах вычисления оптического потока. Исследована эффективность применения данной меры подобия на примере алгоритма трёхмерного рекурсивного поиска. Для вычисления оптического потока с субпиксельной точностью с помощью алгоритма Лукаса — Канаде использованы весовые коэффициенты. На примере обработки различных типов изображений показана возможность снижения ошибки определения оптического потока с помощью предложенных подходов. Представлен и исследован способ выбора параметров весовых функций билатерального фильтра.

*Ключевые слова:* оптический поток, билатеральный фильтр, трёхмерный рекурсивный поиск, вектор смещения, алгоритм Лукаса — Канаде, мера подобия.

DOI: 10.15372/AUT20170607

**Введение.** В настоящее время компьютерное зрение активно применяется в различных областях науки и техники, в частности в задачах экспериментальной механики в целях получения оценки деформации при анализе последовательностей изображений или видеопотока. На рынке аппаратно-программных средств, принцип действия которых основан на методе корреляции цифровых изображений, получили широкое распространение системы типа VIC 3D, Strain Master и др. [1, 2]. Однако исходный код их программного обеспечения является закрытым, что не позволяет гибко подходить к решению ряда прикладных, прежде всего, исследовательских задач.

Определение оптического потока — одна из наиболее сложных проблем, решаемых в области компьютерного зрения. Многообразие используемых для этого методов описано в [3]. Большая часть алгоритмов основана на применении оригинального метода, предложенного в работе [4], в которой был введён минимизируемый функционал, содержащий регуляризирующий коэффициент, т. е. параметр, характеризующий зависимость построения каждого вектора оптического потока от степени его подобия соседним векторам. Данный функционал может быть представлен как

$$E = E_{\text{data}}(\bar{u}) + \lambda E_{\text{reg}}(\bar{u}),$$

где  $\bar{u} = (u, v)$  — поле оптического потока,  $E_{\text{data}}(\bar{u})$  — мера подобия блоков изображений,  $E_{\text{reg}}(\bar{u})$  — мера подобия векторов в оптическом потоке,  $\lambda$  — регуляризационный коэффициент.

\*Работа выполнена при частичной финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (грант № 16-38-00526) и Совета по грантам Президента РФ (проект № СП-1529.2015.5).

Поскольку в [5–8] не приводятся значения параметров и коэффициентов, используемых, например, для выполнения фильтрации в вышеперечисленных алгоритмах, равно как и способы их выбора, в предлагаемой работе поставлена задача исследовать эффективность применения весовых коэффициентов билатерального фильтра в задачах вычисления оптического потока. В качестве базового метода используется подход, основанный на трёхмерном рекурсивном поиске (3DRS) [9]. Этот алгоритм с автоматическим выбором параметров [10] успешно применён для исследования предлагаемых в данной работе разновидностей алгоритмов вычисления оптического потока.

**1. Описание подхода.** Подход 3DRS относится к блочным алгоритмам определения оптического потока, получил широкое распространение при обработке видеопотоков и с его помощью становится возможным значительно снизить время обработки данных [9, 10]. Построение каждого вектора перемещений производится путём выделения из набора векторов-кандидатов с использованием процедуры поиска минимума меры подобия, в качестве которой берётся сумма абсолютных разностей (SAD) фрагментов изображений — текущего и предыдущего:

$$E(\bar{u}) = \sum_{i,j} |I(i, j, t) - I(i + u, j + v, t + 1)|,$$

где  $I(i, j, t)$  — изображение в момент времени  $t$ ;  $I(i, j, t + 1)$  — изображение в момент времени  $t + 1$ ;  $i, j \in (N, N)$ ,  $N$  — ширина/высота «области» интереса на изображении.

Дальнейшее определение перемещений с субпиксельной точностью может осуществляться с помощью различных алгоритмов, наиболее распространёнными из которых являются дифференциальные, например алгоритм Лукаса — Канаде (Lucas — Kanade, LK) [11]. Последний позволяет определить движение между центрами фрагментов на двух изображениях, зарегистрированных в моменты времени  $t$  и  $t + \delta t$ . Дифференциальные алгоритмы основаны на приближении сигнала при разложении в ряд Тейлора. Таким образом, они используют частные производные по времени и пространственным координатам:

$$I(x, y, t) \approx I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \approx I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \delta t.$$

Алгоритм Лукаса — Канаде построен на предположении, что в локальной окрестности каждого пикселя значение оптического потока одинаково. Тогда можно записать основное уравнение оптического потока для всех пикселей окрестности и решить полученную систему уравнений методом наименьших квадратов:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i,j} I_x^2(i, j) & \sum_{i,j} I_x(i, j) I_y(i, j) \\ \sum_{i,j} I_x(i, j) I_y(i, j) & \sum_{i,j} I_y^2(i, j) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum_{i,j} I_x(i, j) I_t(i, j) \\ -\sum_{i,j} I_y(i, j) I_t(i, j) \end{bmatrix},$$

где  $I_x, I_y, I_t$  — частные производные яркости изображения по координатам  $x, y$  и времени  $t$ ;  $u, v$  — компоненты вектора смещения.

1.1. *Применение весовых коэффициентов* ( $w$ ) возможно как в методе, использующем вычисление взвешенной меры подобия, так и в алгоритме Лукаса — Канаде:

$$E(\bar{u}) = \sum_{i,j} w_{i,j} |I(i, j, t) - I(i + u, j + v, t + 1)|,$$

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i,j} w_{i,j} I_x^2(i,j) & \sum_{i,j} w_{i,j} I_x(i,j) I_y(i,j) \\ \sum_{i,j} w_{i,j} I_x(i,j) I_y(i,j) & \sum_{i,j} w_{i,j} I_y^2(i,j) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum_{i,j} w_{i,j} I_x(i,j) I_t(i,j) \\ -\sum_{i,j} w_{i,j} I_y(i,j) I_t(i,j) \end{bmatrix}.$$

Здесь  $w_{i,j}$  — коэффициенты весовой функции.

Традиционно весовые коэффициенты характеризуют только расстояние от центра блока изображения, для которого определяется смещение, до остальных пикселей в блоке. Такая весовая функция (для данных о расстоянии) представляет собой нормальное распределение

$$w_d = e^{-(\Delta \bar{i}^2 / 2\sigma_d^2)}, \quad \Delta \bar{i}^2 = di^2 + dj^2,$$

где  $\sigma_d$  — параметр, задающий весовую функцию для пространственных данных.

В предлагаемой работе исследуется применение коэффициентов билатерального фильтра [12], которые рассчитываются по входному (исходному) изображению. Такой подход позволяет при построении оптического потока корректно (с наилучшей устойчивостью) установить перемещения на границах объектов на изображении [12]. Данная проблема особо актуальна для систем стереозрения, поскольку при съёмке рабочей сцены двумя камерами, разнесёнными в пространстве, часто возникают ошибки на границах объектов, что вызвано их взаимным перекрытием. Указанные весовые коэффициенты учитывают как вышеописанное расстояние, так и информацию о яркости пикселей. Итоговая весовая функция находится следующим образом:

$$w = w_c w_d, \quad w_c = e^{-((I(\bar{i}) - I(\bar{i} + \Delta \bar{i}))^2 / 2\sigma_c^2)},$$

где  $w_c$  — весовая функция для данных о яркости;  $\sigma_c$  — параметр, определяющий данную весовую функцию;  $I(\bar{i})$  — яркость пикселя в точке  $\bar{i} = (i, j)$ .

На рис. 1, *b* приведён пример распределения весовых коэффициентов, рассчитанных для центрального пикселя фрагмента изображения, представленного на рис. 1, *a*. Видно, что для этого пикселя наибольший вес (см. рис. 1, *b*) имеют пиксели примерно с тем же уровнем яркости, а также расположенные ближе к нему.

1.2. *Адаптивное вычисление весовых коэффициентов (aw)*. Характер распределения весовых функций зависит от выбора значений их параметров  $\sigma_c$ ,  $\sigma_d$ , который обычно проводится эмпирическим путём. При этом  $\sigma_d$  и размер окна являются взаимосвязанными параметрами. Для выбора величины  $\sigma_d$  без перебора размеров окна (в [13] оценено влияние  $w_d$  на расчёт векторного поля) можно воспользоваться правилом «трёх сигм»:  $\sigma = N/6$ .

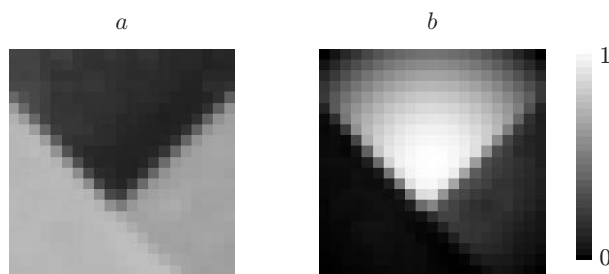


Рис. 1. Расчёт весовых коэффициентов: участок изображения (*a*), соответствующее ему поле весовых коэффициентов (*b*)

При применении весовых коэффициентов для обработки всего изображения в случае фиксированного значения  $\sigma_c$  пределы изменения величины  $w_c$  могут сужаться до некоторого диапазона в пределах  $[0; 1]$  (вплоть до нулевого), что приводит к отсутствию зависимости величины  $w_c$  от яркости пикселей изображения. Для повышения «чувствительности» весовой функции  $w_c$  к локальным изменениям яркости предлагается рассчитывать  $\sigma_c$  в пределах анализируемого участка изображения, т. е. локально.

Для вычисления этого параметра предлагается подход, позволяющий адаптивно подбирать его значения:

$$\sigma_c = \max_{\Delta \bar{i} \in (N, N)} \sqrt{\frac{1}{2} \left| \frac{\partial}{\partial x} |I(\bar{i}) - I(\bar{i} + \Delta \bar{i})| \frac{\partial}{\partial y} |I(\bar{i}) - I(\bar{i} + \Delta \bar{i})| \right|},$$

где  $I(\bar{i} + \Delta \bar{i})$  — яркость пикселя в точке  $\bar{i} + \Delta \bar{i} = (i + di, j + dj)$ ,  $di \in (-N_{bf}/2; N_{bf}/2)$ ,  $dj \in (-N_{bf}/2; N_{bf}/2)$ ,  $N_{bf}$  — размер участка изображения (апертура билатерального фильтра). Такой подход позволяет сформировать «рабочую» весовую функцию в целях уменьшения влияния значений удалённых пикселей на центральный пиксель, а также увеличить чувствительность весовой функции к локальным перепадам яркости.

1.3. *Адаптивное вычисление весовых коэффициентов для пары изображений (aww).* Как будет продемонстрировано далее, использование (весовых) коэффициентов билатерального фильтра уменьшает ошибку вычисления оптического потока. Однако для достижения большей эффективности при определении оптического потока предлагается вычислять весовые функции с учётом обоих изображений в анализируемой паре:

$$w = w_{c_t} w_{d_t} w_{c_{t+1}} w_{d_{t+1}},$$

где  $w_{c_t}$ ,  $w_{d_t}$  — весовые функции изображения в момент времени  $t$ ;  $w_{c_{t+1}}$ ,  $w_{d_{t+1}}$  — весовые функции изображения в момент времени  $t + 1$ .

**2. Методика тестирования.** Оценка эффективности применения весовых коэффициентов осуществлена при обработке тестовых изображений из специализированной публичной базы Middlebury benchmark [14]. Расчёт векторного поля проводили для восьми пар изображений (рис. 2, *a*) с известными данными (рис. 2, *d*) об их оптическом потоке: Dimetrodon, Grove2, Grove3, Hydrangea, RubberWhale, Urban2, Urban3, Venus.

В качестве меры эффективности нахождения оптического потока использовали «Среднюю абсолютную ошибку определения конечной точки» (Average Endpoint Error — АЕЕ) [4]:

$$\text{АЕЕ} = \frac{1}{hw} \sum_{y=1}^{h_{\text{img}}} \sum_{x=1}^{w_{\text{img}}} \sqrt{(u - u_{GT})^2 + (v - v_{GT})^2},$$

где  $h_{\text{img}}$ ,  $w_{\text{img}}$  — высота и ширина изображения;  $u_{GT}$ ,  $v_{GT}$  — модельный вектор этого потока. Поле, формируемое путём полевекторного вычитания модельного (см. рис. 2, *d*) и рассчитанного (рис. 2, *e*) оптических потоков, далее будем называть картой ошибки вычисления векторного поля (рис. 2, *f*).

Для оценки эффективности предлагаемого подхода при определении перемещений на границах объектов (фрагментов) были выделены границы на изображении с помощью известного алгоритма Канны [15], взятого в открытой библиотеке компьютерного зрения OpenCV [16]. С этой целью формировали маску границ (рис. 2, *b*) изображения, по которой вычисляли величину ошибки определения конечной точки АЕЕ. Кроме того, для оценки влияния весовых коэффициентов на точность и устойчивость построения векторного поля ошибку АЕЕ рассчитывали как по всему изображению, так и без учёта границ объектов (далее «вне границ»).

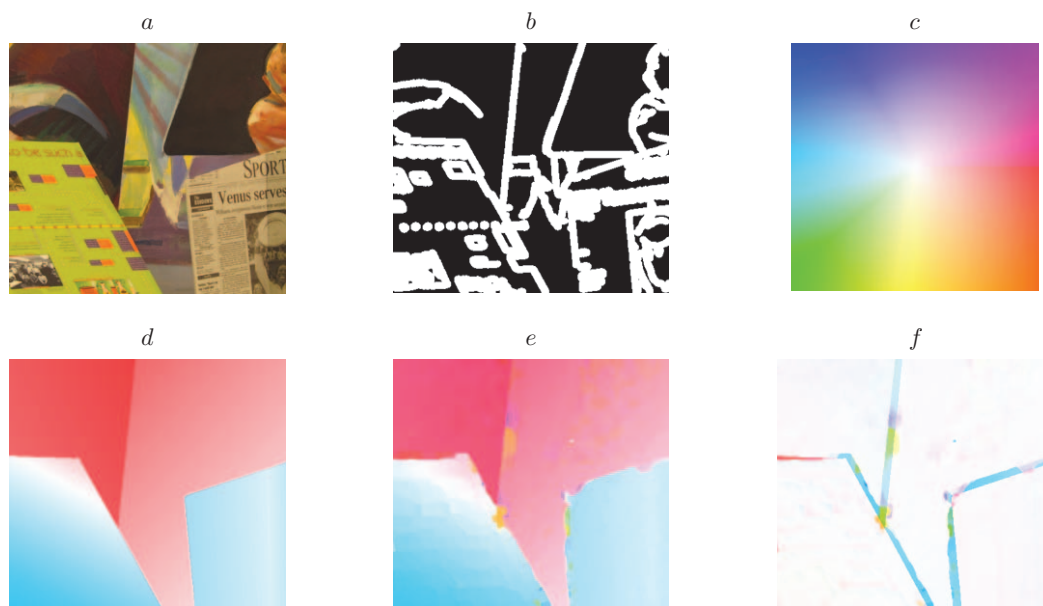


Рис. 2. Этапы обработки анализа изображений при расчёте оптического потока: пример тестового изображения Venus из базы Middlebury benchmark (a), маска границ для него (b), цветовая кодировка векторов (c), модельный оптический поток (d), пример вычисляемого оптического потока (e), поле ошибки вычисления оптического потока (f)

Для сравнения предложенного подхода с существующими (реперными) при расчёте оптического потока были выбраны два алгоритма: SimpleFlow [8] и Classic + NL [17]. Первый основан на поиске минимума меры подобия с применением корректировочных весовых коэффициентов. Его ключевым преимуществом является высокая скорость вычислений. Данный алгоритм реализован и доступен в виде открытого кода в публичной библиотеке OpenCV [16]. Алгоритм Classic + NL базируется на применении анизотропной фильтрации: суммирование значений яркости с большим весом в тех точках, которые принадлежат тому же структурному элементу изображения, что и фильтруемый пиксель.

**3. Результаты тестирования.** Как было отмечено выше, использование билатерального фильтра подразумевает задание параметров  $\sigma_d$  и  $\sigma_c$  весовых функций. Первый весовой коэффициент определяет данные о расстоянии. Его величина привязана к размеру блока изображения, для которого строится каждый вектор перемещения. Таким образом, поскольку размер блока задаётся перед вычислением оптического потока и не меняется при обработке изображения, величина параметра  $\sigma_d$  должна быть задана 1 раз. В предлагаемой работе для всех пар изображений использовали  $\sigma_d = 4,243$  (см. разд. 1.2) и размер блока равный 18 (согласно данным предварительного тестирования при построении векторных полей и варьировании размера от 4 до 30 пикселей минимальная суммарная АЕЕ по восьми парам изображения соответствовала размеру блока  $18 \times 18$  пикселей).

Второй весовой коэффициент характеризует данные о яркости. Он определяется яркостью пикселей в окне и значением параметра  $\sigma_c$ . Очевидно, что каждое изображение, как и каждый его участок, характеризуется уникальным распределением яркости. По этой причине были исследованы зависимости величины ошибки АЕЕ от значения параметра  $\sigma_c$  для различных тестовых изображений (рис. 3). Показано, что если для одного изображения минимум ошибки АЕЕ соответствует значениям  $\sigma_c$  близким к 1, то для другого, наоборот, значениям около 1000. Также для ряда изображений при рассмотрении границ областей может наблюдаться рост АЕЕ с увеличением  $\sigma_c$ , в то время как при анализе без учёта (вне) границ наблюдается снижение АЕЕ (рис. 3, a, b). По этой причине при общей эффективности применения весовых коэффициентов билатерального фильтра, про-

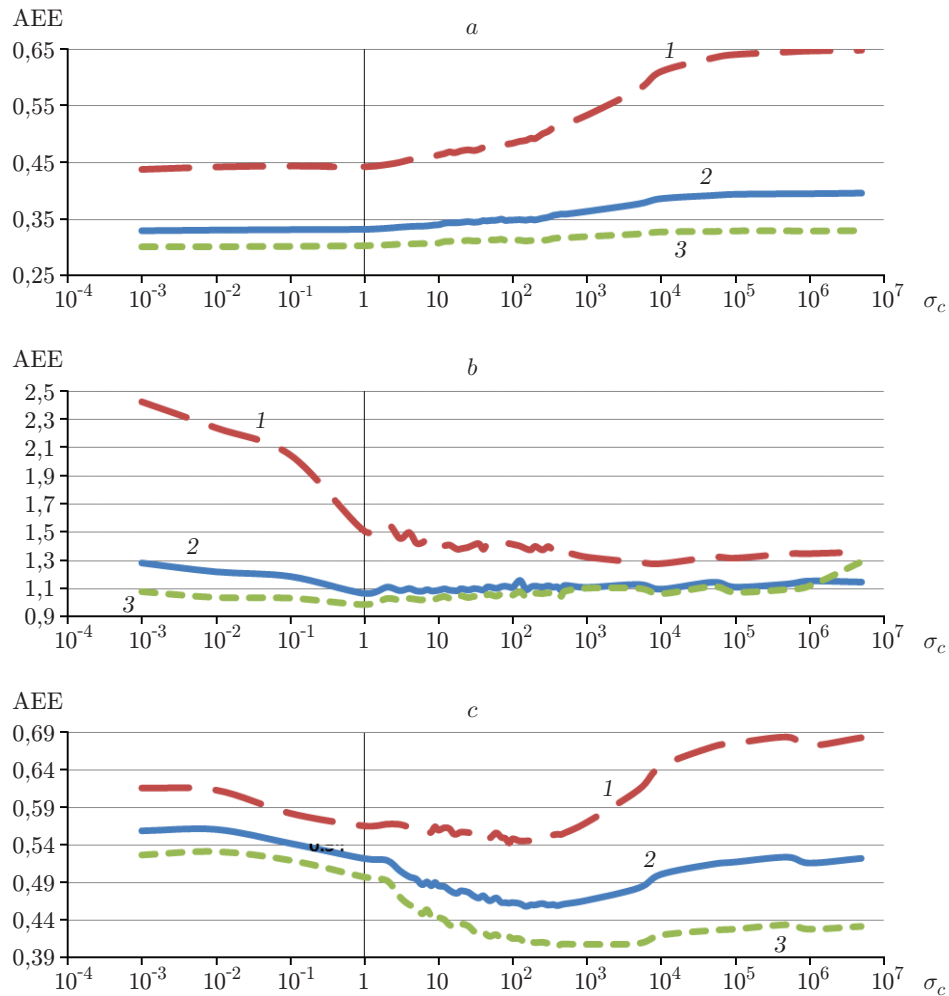


Рис. 3. Зависимости ошибки определения конечной точки AEE от величины коэффициента весовой функции  $\sigma_c$  для пар изображений: *a* — RubberWhale, *b* — Urban2, *c* — Venus (при анализе границ на изображении (кривые 1), полного изображения (кривые 2), областей изображения без границ (кривые 3))

являющейся в уменьшении ошибки вычисления оптического потока, остаётся актуальной проблема выбора параметра  $\sigma_c$  весовых функций, что обусловлено спецификой как самих анализируемых изображений, так и перемещений на них. Для решения этой проблемы был предложен и протестирован способ адаптивного выбора значения параметра  $\sigma_c$  при расчёте коэффициентов весовой функции.

Показано, что максимальное снижение ошибки AEE при использовании весовых коэффициентов наблюдается на изображениях с контрастными границами, при этом границы объектов соответствуют границам областей и на векторных полях (пары Grove2, Grove3, Hydrangea, RubberWhale (см. таблицу)). Так, для RubberWhale алгоритм awwLK-awwSAD показывает наименьшую ошибку (0,146 пикселя) из всех восьми тестовых пар изображений.

Для первой пары изображений Dimetrodon характерно наличие областей большого размера, имеющих равномерные смещения. На изображениях присутствуют два объекта, один из которых одновременно является малоконтрастным фоном. Наибольшая ошибка характерна для участка деформации «фонового» объекта, а не на границах объектов (рис. 4, *a*, *b*). Величина ошибки AEE для субпиксельного алгоритма LK-SAD составля-

## Средняя ошибка определения конечной точки АЕЕ оптического потока

Алгоритм	Пары тестовых изображений								Суммарная АЕЕ
	Dimetrodon	Grove2	Grove3	Hydrangea	Rubber-Whale	Urban2	Urban3	Venus	
SAD	0,452	0,541	1,031	0,410	0,407	1,123	2,201	0,528	6,693
awSAD	0,445	0,517	0,955	0,381	0,349	1,086	1,968	0,474	6,175
awwSAD	0,441	0,475	0,789	0,353	0,327	1,028	2,088	0,466	5,968
LK-SAD	<b>0,222</b>	0,264	0,843	0,293	0,243	0,846	1,949	0,434	5,096
awwLK-awwSAD	0,246	<b>0,190</b>	<b>0,567</b>	<b>0,220</b>	0,146	<b>0,761</b>	1,917	0,397	4,444
Classic + NL	0,272	0,301	0,861	0,228	<b>0,145</b>	0,906	<b>1,165</b>	0,491	<b>4,369</b>
Simple-Flow	0,298	0,412	0,851	0,321	0,282	0,808	1,890	<b>0,259</b>	5,120

*Примечание.* Минимальные значения АЕЕ выделены жирным шрифтом.

ет 0,222 пикселя, что меньше ошибки для адаптивного алгоритма awwLK-awwSAD — 0,246 пикселя. Это связано с тем, что точность взвешенного awwLK-awwSAD при расчёте вне границ объектов несколько ниже, чем алгоритма LK-SAD.

Пары синтетических изображений Grove2 и Grove3 отражают одну и ту же сцену, но снятую с разных ракурсов. На изображениях присутствует большое число контрастных границ объектов, смещающихся независимо друг от друга с величинами перемещений до 16 пикселей. При этом значения АЕЕ в случае применения алгоритма awSAD снижается незначительно (см. таблицу), что свидетельствует о наличии областей перекрытия объектов. Большое количество перекрытий и границ объектов также приводит к тому, что субпиксельный алгоритм LK-SAD для пары Grove3 показывает ошибку АЕЕ больше, чем адаптивный пиксельный алгоритм awwSAD. Таким образом, метод awwSAD учитывает наличие границ объектов на каждом изображении пары и тем самым снижает величину ошибки АЕЕ.

Пара изображений Hydrangea отличается от остальных малоконтрастным фоном с единственным объектом, расположенным в центре. Наибольшее количество ошибок возникает на границе между движущимся объектом и фоном. Применение весовых функций ожидаемо снижает значение ошибки АЕЕ.

В отличие от предыдущих пар на изображениях пары RubberWhale содержится сцена с большим количеством объектов, имеющих контрастные границы. При относительном движении объектов возникает большое число областей их перекрытий. В результате алгоритм awwLK-awwSAD показывает лучший результат, как это наблюдалось и в случае пар изображений Hydrangea, Grove2 и Grove3.

Синтетические (модельные) пары Urban2 и Urban3, как и пары Grove2 и Grove3, сгенерированы из одной и той же сцены, при этом они значительно отличаются друг от друга, хотя и содержат схожие по форме и размеру объекты. Наибольшая проблема в данном случае возникает при оценке перемещений объектов, имеющих однонаправленную периодическую текстуру. Наличие последней, а также большого количества областей перекрытий объектов приводят к значительной ошибке АЕЕ (2,201 пикселя) для Urban3 при

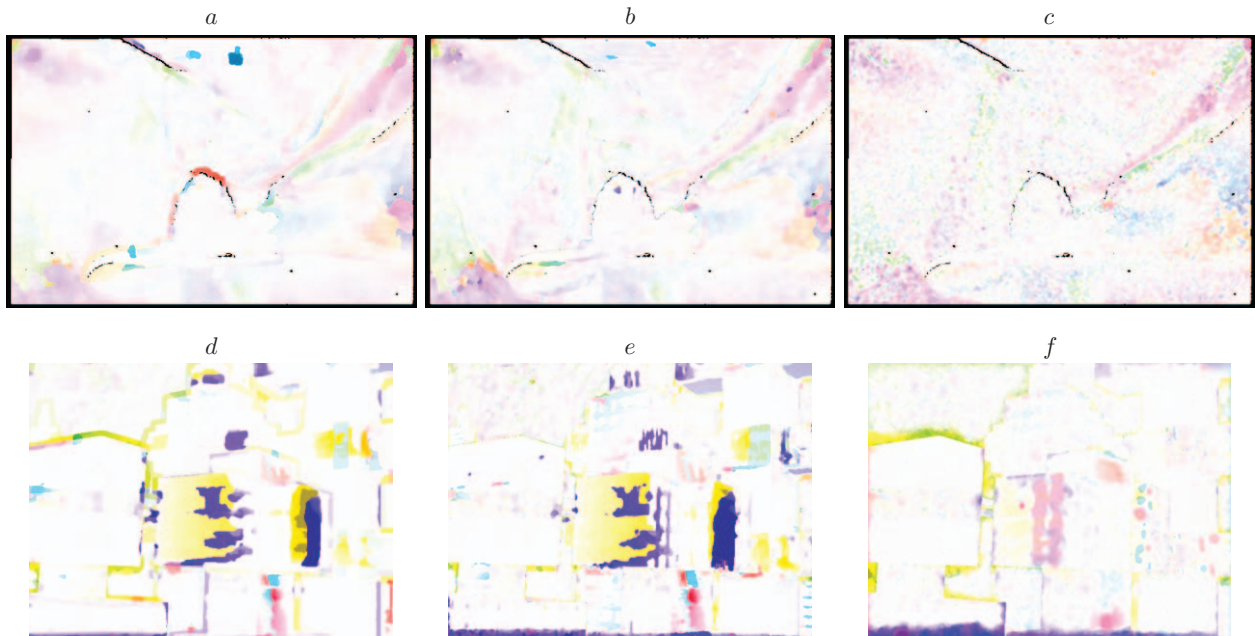


Рис. 4. Поле ошибки определения конечной точки АЕЕ для тестовых пар изображений: Dimetrodon (a—c) и Urban3 (d—f) (a, d — LK-SAD; b, e — awwLK-awwSAD; c, f — Classic + NL)

использовании метрики SAD. Весовые функции не позволяют значительно снизить ошибку определения перемещений (рис. 4, d, e).

В отличие от всех предыдущих изображений для пары Venus зависимость АЕЕ от  $\sigma_c$  имеет экстремум при  $\sigma_c = 150$  (рис. 3, c). При этом наличие некоторого количества мало-контрастных областей, а также зон их перекрытий вносит основной вклад в возрастание ошибки.

Проведённое сравнение эффективности предложенных адаптивных алгоритмов показало, что уменьшение величины ошибки АЕЕ для случая применения подхода awSAD составляет 0,518 пикселя или 7,7 % суммарно для всех тестовых пар.

Использование весовых коэффициентов, учитывающих оба изображения в паре (awwSAD), снижает ошибку на 0,725 пикселя (10,8 %). Если рассматривать ошибку только на границах объектов, то алгоритм awwSAD позволяет снизить её на 1,096 пикселя или на 13 %.

Вычисление оптического потока с субпиксельной точностью с помощью алгоритма LK-SAD по сравнению с пиксельным расчётом позволяет уменьшить ошибку АЕЕ суммарно по всем парам изображений на 1,597 пикселя (23,9 %). Использование адаптивных весовых коэффициентов в алгоритме awwLK-awwSAD приводит к дальнейшему снижению ошибки определения оптического потока. Снижение суммарной ошибки АЕЕ относительно алгоритма SAD составило 2,249 пикселя (33,6 %).

Сравнение данных, приведённых в таблице, показывает, что наилучший из предложенных в работе подход awwLK-awwSAD в среднем (см. таблицу, суммарная АЕЕ) обеспечивает лучшее «качество» определения оптического потока (оцениваемое субъективно при сопоставлении их распределений) и меньшую среднюю АЕЕ по сравнению с SimpleFlow. Однако, судя по величине параметра АЕЕ для ряда пар изображений, алгоритм awwLK-awwSAD уступает подходу Classic + NL. На представленных полях ошибки определения конечной точки АЕЕ видно (см. рис. 4), что метод awwLK-awwSAD позволяет получить более гладкие перемещения в пределах отдельных объектов и обеспечивает сохранение более чётко выраженных границ, в то время как использование алгоритма Classic + NL



даёт более зашумлённую картину оптического потока, связанную с локальными вариациями смещений (вследствие ошибок при их расчёте). Также алгоритм awwLK-awwSAD обеспечивает минимальное значение АЕЕ для наибольшего количества пар тестовых изображений: 4 из 8 (см. таблицу).

**Заключение.** Проведено комплексное исследование применения весовых коэффициентов билатерального фильтра для определения оптического потока. Показано, что использование весовых коэффициентов при расчёте меры подобия на этапе вычисления оптического потока с пиксельной точностью допускает снижение средней абсолютной ошибки определения конечной точки АЕЕ более чем на 7 %. Это относится прежде всего к контрастным границам движущихся объектов на изображениях (свыше 17 %), при этом уменьшение ошибки вычисления оптического потока вне областей границ составляет более 8 %. Предложен способ расчёта коэффициентов билатерального фильтра по двум изображениям используемой пары, учитывающий произведение коэффициентов билатерального фильтра обоих изображений, что позволило дополнительно снизить ошибку более чем на 3 %.

Продемонстрирована возможность повышения эффективности (снижения ошибки АЕЕ более чем на 32 % для пары изображений Grove3: с 0,843 для алгоритма LK-SAD до 0,567 для алгоритма awwLK-awwSAD (см. таблицу)) применения алгоритма Лукаса — Канаде за счёт введения взвешенной меры подобия с коэффициентами билатерального фильтра. Однако при этом могут возникать ошибки при расчётах вне границ объектов. Дальнейшее развитие предложенного алгоритма предполагается путём построения векторного поля с использованием весовых коэффициентов только в области границ объектов.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Correlated Solutions.** The VIC-3DTM System. URL: <http://www.correlatedsolutions.com/vic-3d/> (дата обращения: 7.02.2017).
2. **LaVision.** 2D-/3D Stereo Digital Image Correlation. URL: <http://www.lavision.de/en/products/strainmaster/strainmaster-dic.php> (дата обращения: 7.02.2017).
3. **Fortun D., Bouthemy P., Kervrann C.** Optical flow modeling and computation: A survey // *Computer Vision and Image Understanding*. 2015. **135**. P. 1–21.
4. **Horn B., Schunck B.** Determining optical flow // *Artif. Intel.* 1981. **16**, N 1–3. P. 185–203.
5. **Chen Z., Jin H., Lin Z. et al.** Large displacement optical flow with nearest neighbor field // *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. Oregon, USA, 2013. P. 2443–2450.
6. **Kim T., Lee H., Lee K.** Optical flow via locally adaptive fusion of complementary data costs // *Proc. of the IEEE Intern. Conf. on Computer Vision*. Sydney, Australia, 2013. P. 3344–3351.
7. **Zimmer H., Bruhn A., Weickert J. et al.** Complementary optic flow // *Proc. of the 7th Intern. Conf. on Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*. Bonn, Germany, 2009. P. 207–220.
8. **Tao M., Bai J., Kohli P., Paris S.** SimpleFlow: A non-iterative, sublinear optical flow algorithm // *Proc. of the 33th Annual Conf. of the European Association for Computer Graphics "Eurographics 2012"*. Cagliari, Italy, 2012. Vol. 31, N 2.
9. **Braspenning R. A., de Haan G.** True-motion estimation using feature correspondence // *Proc. SPIE*. 2004. **5308**. P. 396–407.
10. **Панин С. В., Титков В. В., Любутин П. С.** Выбор параметров алгоритма трёхмерного рекурсивного поиска при построении поля векторов перемещений с использованием иерархического подхода // *Автометрия*. 2015. **51**, № 2. С. 27–37.

11. **Lucas B. D., Kanade T.** An iterative image registration technique with an application to stereo vision // Proc. DARPA Image Understanding Workshop. Washington, USA, 1981. P. 121–130.
12. **Yoon K.-J., Kweon I. S.** Adaptive support-weight approach for correspondence search // IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intel. 2006. **28**, N 4. P. 650–656.
13. **Панин С. В., Титков В. В., Любутин П. С.** Автоматический выбор размера ядра корреляции в задаче оценки деформации материалов методом корреляции цифровых изображений // Вычислительные технологии. 2015. **20**, № 2. С. 65–78.
14. **Baker S., Scharstein D., Lewis J. P. et al.** A database and evaluation methodology for optical flow // Intern. Journ. Comput. Vision. 2011. **92**, N 1. P. 1–31.
15. **Canny J.** A computational approach to edge detection // IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intel. 1986. **8**, N 6. P. 679–698.
16. **OpenCV 3.2.0.** Canny Edge Detector. URL: [https://docs.opencv.org/3.2.0/da/d5c/tutorial\\_canny\\_detector.html](https://docs.opencv.org/3.2.0/da/d5c/tutorial_canny_detector.html) (дата обращения: 7.02.2017).
17. **Sun D., Roth S., Black M. J.** Secrets of optical flow estimation and their principles // Proc. of the 23rd IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. California, USA, 2010. P. 2432–2439.

*Поступила в редакцию 7 февраля 2017 г.*

---