

ПРИМЕНЕНИЕ ИНТЕГРАЛЬНОГО ОПТИЧЕСКОГО ПОТОКА ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЯ ТОЛПЫ ПО ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЯМ, ПОЛУЧЕННЫМ С ПОМОЩЬЮ СИСТЕМ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ

Н. Chen ^{1*}, Sh. Ye ¹, О. В. Недзьведь ², С. В. Абламейко ^{3,4*}

УДК 535.231.11

¹ Университет Шурен, 310015, Ханчжоу, Китай,
e-mail: eric.hf.chen@outlook.com

² Белорусский государственный медицинский университет, Минск, Беларусь;
e-mail: olga_nedzved@tut.by

³ Белорусский государственный университет,
220030, Минск, просп. Независимости, 4, Беларусь; e-mail: ablameyko@bsu.by

⁴ Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси, Минск, Беларусь

(Поступила 18 августа 2017)

Изучение движения толпы является важной практической задачей, решение которой использовано в системах видеонаблюдения для предотвращения различных чрезвычайных ситуаций. В общем случае группа людей, движущихся с большой скоростью, представляет больший интерес, чем группа неподвижных или передвигающихся с низкой скоростью людей. Предлагается новый метод анализа движения толпы по видеопоследовательности, основанный на интегральном оптическом потоке. Определены несколько характеристик движущейся толпы, такие как плотность, скорость движения, направление движения, симметрия, индекс входа/выхода. Эти характеристики использованы для дальнейшего анализа видеосцены.

Ключевые слова: интегральный оптический поток, анализ движения, движение толпы.

Studying the crowd movement is an important practical task, the solution of which is used in video surveillance systems to prevent emergencies. Generally, a group of people moving at high speed is of more interest than motionless or slow moving people. In this paper, we propose a new method for analyzing the crowd movement based on integral optical flow in a video sequence. We define and calculate several properties of moving crowd including density, motion speed, motion direction and symmetry, in/out index. These properties are useful for further analysis of video scene.

Keywords: integral optical flow, movement analysis, crowd movement.

Введение. Современные системы видеонаблюдения становятся все более интеллектуальными, они позволяют как записывать и визуально анализировать видеоизображение, так и использовать программные средства для отслеживания, распознавания, идентификации отдельных людей. Однако существует необходимость анализа и прогнозирования поведения не только отдельных людей, но и группы людей или даже большой толпы. Отслеживание движения толпы более важное и сложное по сравнению с отслеживанием движения отдельных людей. Камеры фиксируют людей, когда они сидят, стоят или ходят с нормальной скоростью. Когда возникает движение толпы, необходимо отследить начало этого движения, определить направление, скорость и некоторые другие пара-

APPLICATION OF INTEGRAL OPTICAL FLOW FOR ANALYSIS OF CROWD MOVEMENT USING VIDEO SURVEILLANCE SYSTEMS

Н. Chen ^{1*}, Sh. Ye ¹, О. В. Nedzvedz ², S. V. Ablameyko ^{3*} (¹ Zhejiang Shuren University, Hangzhou, 310015, China, e-mail: eric.hf.chen@outlook.com; ² Belarusian State Medical University, Minsk, Belarus; e-mail: olga_nedzved@tut.by; ³ Belarusian State University, 4 Nezavisimosti Pros., Minsk, 220030, Belarus; e-mail: ablameyko@bsu.by; ⁴ The United Institute of Informatics Problems, National Academy of Sciences of Belarus, Minsk, Belarus)

метры. Такое поведение толпы может быть признаком чрезвычайной ситуации, которая в большинстве случаев должна контролироваться.

Определение поведения толпы по видеозаписи достаточно сложное. Традиционный способ заключается в отделении объектов интереса от фона и отслеживании их движения в отдельности. Однако при движении толпы этот метод невозможно использовать из-за возникающих многочисленных окклюзий [1]. В последние годы для решения этой задачи применяется множество методов, например, сверточная нейронная сеть [2], модель социальной силы [3] и т. д. Кроме того, известны некоторые методы, которые не требуют обучения. В [4] представлена структура, в которой лагранжева динамика частиц применяется для сегментации потоков движения толпы высокой плотности и обнаружения неустойчивостей потока. В [5] предложен метод идентификации пяти различных видов поведения толпы, таких как блокировка движения, направленное движение, движение через сужающийся коридор, движение по кругу и движение из источника на основе анализа устойчивости с помощью матрицы Якобиана. Обнаружение и отслеживание аномального движения толпы на видео систем наблюдения анализируются в [6, 7], а полный обзор видов аномального поведения толпы приведен в [8]. В указанных работах также широко используется оптический поток из-за его способности рассматривать толпу как единое целое и таким образом избегать индивидуального отслеживания. В большинстве работ применяется классический оптический поток [9, 10].

В [11] предложено использовать интегральный оптический поток для мониторинга динамических объектов, в частности, для анализа подвижных клеток, мониторинга флотации солей и мониторинга наружного наблюдения. В настоящей работе этот подход расширен за счет анализа движения толпы в системах видеонаблюдения. Представлен новый метод определения и отслеживания движения толпы по видео на основе интегрального оптического потока. Используется видео, полученное стационарными камерами наблюдения в общественных местах. При этом необходимо учитывать три фактора: количество пикселей, их интенсивность и направление движения. Основываясь на интегральном оптическом потоке, можем определить и построить четыре карты движения, позволяющих описывать движения пикселей в каждой позиции совместно, т. е. дать статистический анализ количества и направления движения пикселей в направлении каждой позиции или от нее. После этого вводятся региональные индикаторы движения для анализа движения на уровне областей, который подходит для анализа движения групп людей. Наконец, используется пороговая сегментация для определения движения толпы. Общая схема метода показана на рис. 1.

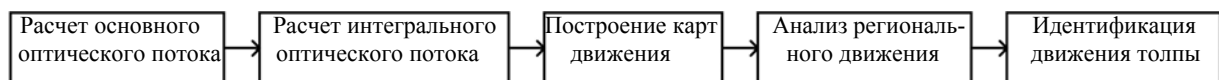


Рис. 1. Общая схема анализа движения толпы

Метод основан на геометрической структуре толпы, сформированной ее движением в определенный период времени. Использование этой простой идеи (вместо, например, динамики жидкости) делает его более простым по сравнению с другими методами. Предлагаемый метод не требует обучения, его можно использовать непосредственно для мониторинга и анализа или как компонент сложных систем. Он применен к моделированным видеопоследовательностям и реальным видео, и получены хорошие результаты.

Интегральный оптический поток. Классический оптический поток позволяет определить вектор смещения пикселей между двумя последовательными кадрами. С учетом того что промежуток времени между двумя последовательными кадрами очень мал, бывает сложно отделить движение объектов переднего плана от движения фона. Обычно движение фона хаотическое. Хаотический характер движения фона сложно заметить в течение короткого промежутка времени, однако эту хаотичность легко выявить при исследовании в течение длительного промежутка времени, что позволяет идентифицировать движение объектов переднего плана.

Интегральный оптический поток представляет собой интуитивную идею накопления оптического потока для нескольких последовательных кадров. В результате такого накопления уменьшаются амплитуды векторов смещения фона и увеличиваются амплитуды векторов смещения объектов переднего плана. Для удобства описания использованы следующие обозначения: I_t — t -й кадр видеопоследовательности I ; $I_t(p)$ — пиксель в позиции p в I_t ; OF_t — классический оптический поток в видеопоследовательности I_t , представляет собой векторное поле, каждый вектор $OF_t(p)$ которого пред-

ставляет вектор смещения пикселя $I_i(p)$. На основе вычисления классического оптического потока для нескольких последовательных кадров можно определить интегральный оптический поток для первого кадра. Обозначим IOF_t^{itv} — интегральный оптический поток для I_t , где itv — коэффициент накопления, применяемый для вычисления интегрального оптического потока. IOF_t^{itv} представляет собой векторное поле, которое содержит накопленную информацию о смещении пикселей в последовательности I_t за период времени itv .

Для любого пикселя $I_i(p)$ интегральный оптический поток $IOF_t^{itv}(p)$ может быть определен следующим образом:

$$IOF_t^{itv}(p) = \sum_{i=0}^{itv-1} OF_{t+i}(p_{t+i}), \quad (1)$$

где p_{t+i} — положение пикселя $I_i(p)$ в I_{t+i} .

Из-за ограничения фонового движения и усиления движения объектов переднего плана при вычислении интегрального оптического потока можно легко идентифицировать области переднего плана или интенсивного движения путем пороговой сегментации. Любой пиксель с достаточно большой величиной вектора смещения будет восприниматься как пиксель переднего плана.

Определение движения толпы. *Определение 1 (движение толпы).* Прежде всего необходимо дать определение движению толпы на изображении. Движение толпы возникает, когда много людей быстро движутся в одном направлении. Обычно направленное движение толпы является индикатором чрезвычайной ситуации. Оно может иметь разные причины в различных ситуациях. Например, люди, бегущие от опасности, в случае ограничений области передвижения будут двигаться в одном направлении. Так же передвигается организованная группа людей, выполняющих задачу, например, по устранению опасности. Нами предложены три правила для определения направленного движения толпы: множество людей передвигается из одной области в другую; движутся быстро; движутся в одном направлении.

Определение 2 (направление движения и скорость). Направление движения указывает положение, в которое перемещается толпа. Научное планирование общественных мест также включает в себя планирование направления движения толпы. Движение толпы в неожиданных направлениях может быть признаком чрезвычайной ситуации. Чтобы определить направление движения толпы для данной области, разделим $[0, 2\pi]$ на несколько равных интервалов и подсчитаем для каждого интервала число пикселей, движущихся в этом интервале. Интервал с наибольшим количеством пикселей соответствует основному направлению движения толпы. Предположим, что для интервала $[2i\pi/n, 2(i+1)\pi/n]$ основное направление движения соответствует $(2i+1)\pi/n\theta_m$. Значение θ_m возрастает при возникновении направленного движения толпы, т. е. когда все люди движутся в одном направлении. Тогда направление движения толпы в области r :

$$md_t^{itv}(r) = n / \left[\sum_{p \in r} (\cos \theta(p), \sin \theta(p)) \right], \quad (2)$$

где n — номер позиции в r ; $\theta(p)$ — направление движения пикселя $I_i(p)$; $md_t^{itv} \geq 1$, знак равенства используется только в случаях, когда пиксели движутся строго в одном направлении. Симметрию движения толпы можно описать также с помощью (2), при этом с увеличением md_t^{itv} возрастает симметрия движения толпы.

Скорость движения пикселя $I_i(p)$ за период времени $I_t \div I_{t+itv}$ можно рассчитать по формуле:

$$s_t^{itv}(p) = [IOF_t^{itv}(p)]/itv. \quad (3)$$

При этом интенсивность движения в области r за тот же период времени определяется как поток:

$$MI_t^{itv}(r) = \frac{1}{n} \sum_{p \in r} s_t^{itv}(p), \quad (4)$$

где n — номер позиции в r .

При определении области интенсивного движения следует учитывать нормальную скорость движения толпы, которая может значительно меняться в различных местах в разное время. Например, люди обычно быстро идут к метро в утренний час пик, но они могут медленно бродить по площади поздно вечером. После определения этих критериев область интенсивного движения может быть получена посредством пороговой сегментации.

Анализ движения на уровне позиции на кадре. Описание движения толпы связано с пространственными областями, в которых оно происходит. Поскольку область содержит несколько смежных

позиций, можно описать движение для каждой из них. Вычисление классического оптического потока и интегрального оптического потока основано на информации о движении, т. е. о начальном и конечном положениях пикселей. Таким образом, для каждой позиции на кадре можно рассчитать не только количество проходящих через нее пикселей, но и направления их движения.

Траектория движения пикселя. Определение 3 (траектория движения пикселя). Предположим, что пиксель $I_i(p)$ смещается в положение q в I_{t+itv} в соответствии с $IOF_t^{itv}(p)$, тогда последовательность положений (p, q) является простой траекторией движения пикселя $I_i(p)$ в период времени $I_t \div I_{t+itv}$. Пусть $p_0, p_1, \dots, p_{n-1}$ ($n \geq 2, p_0 = p, p_{n-1} = q$) — положения, вычисленные с помощью цифрового дифференциального анализатора ((DDA) для отрезка pq , тогда последовательность положений $(p_0, p_1, \dots, p_{n-1})$ представляет собой интерполяционную траекторию движения пикселя $I_i(p)$ в период времени $I_t \div I_{t+itv}$. Для статистического анализа движения следует рассматривать только пиксели, которые фактически движутся. Таким образом, для каждой позиции учитываются только те траектории, для которых исходное положение отличается от конечного.

Определение 4 (эффективная траектория движения). Пусть $(p_0, p_1, \dots, p_{n-1})$ — траектория движения $I_i(p)$, где $n \geq 2, p_0 \neq p_{n-1}$, тогда $(p_0, p_1, \dots, p_{n-1})$ — эффективная траектория движения для p_i ($0 \leq i < n$). Здесь $(p_0, p_1, \dots, p_{n-1})$ — простая траектория движения или интерполяционная траектория движения в зависимости от того, какая траектория используется для анализа движения. Все эффективные траектории движения для p_i ($0 \leq i < n$) формируют его множество эффективных траекторий пикселей (множество ЕМР).

Карты движения. Определение 5 (карты движения). Карта, определяющая для каждого положения число пикселей, перемещающихся по направлению к данному положению, называется картой сходимости пикселей (карта IQ). Карта, определяющая число пикселей, движущихся по направлению от заданного положения, называется картой расходимости пикселей (карта OQ). Карта, в каждой точке которой вектор отображает результирующее движение всех пикселей по направлению к данному положению кадра, называется результирующей картой сходимости пикселей (карта ICM). Карта, в каждой точке которой вектор отображает результирующее движение всех пикселей по направлению из данного положения, — результирующая карта расходимости пикселей (карта OCM).

Чтобы определить вклад количества пикселей и результирующее движение для каждой позиции данной траектории, используем нормированный вектор $\mathbf{p}_0\mathbf{p}_{n-1}$, так как он несет информацию о числе пикселей и направлении их движения. Пусть θ — угол между $\mathbf{p}_0\mathbf{p}_{n-1}$ и осью x , тогда нормированный вектор

$$\mathbf{v}_{\text{norm}} = (\cos\theta, \sin\theta). \quad (5)$$

Отметим, что $|\mathbf{v}_{\text{norm}}| = 1$ указывает число пикселей для одиночной эффективной траектории движения. Для каждого положения траектории p_i ($0 \leq i < n$) рассчитываются следующие величины:

$$s_{\text{in}} = w_{\text{in}}|\mathbf{v}_{\text{norm}}|, \quad (6)$$

$$s_{\text{out}} = w_{\text{out}}|\mathbf{v}_{\text{norm}}|, \quad (7)$$

$$\mathbf{v}_{\text{in}} = w_{\text{in}}\mathbf{v}_{\text{norm}}, \quad (8)$$

$$\mathbf{v}_{\text{out}} = w_{\text{out}}\mathbf{v}_{\text{norm}}, \quad (9)$$

где $w_{\text{in}}, w_{\text{out}}$ — весовые коэффициенты для определения процентного количества входящих и выходящих пикселей для данной позиции, причем $w_{\text{in}} + w_{\text{out}} = 1$. Весовые коэффициенты определяются по формулам:

$$w_{\text{in}} = |p_0p_i'|/|p_0p_{n-1}|, \quad (10)$$

$$w_{\text{out}} = |p_i'p_{n-1}|/|p_0p_{n-1}|, \quad (11)$$

где p_i' — точка пересечения линии p_0p_{n-1} с координатной сеткой, в процессе формирования интерполяционной траектории движения значение в точке округляется до p_i .

Пусть $S_i(p)$ — множество эффективных траекторий пикселей в положении p в момент времени I_i ; IQ_i, OQ_i, ICM_i и OCM_i — IQ, OQ, ICM и OCM -карты для кадра I_i соответственно, тогда для положения p на этих картах:

$$IQ_i(p) = \sum_{a \in S_i(p)} s_{\text{in}}(a, p), \quad (12)$$

$$OQ_i(p) = \sum_{a \in S_i(p)} s_{\text{out}}(a, p), \quad (13)$$

$$ICM_t(p) = \sum_{a \in S_t(p)} v_{in}(a, p), \quad (14)$$

$$OCM_t(p) = \sum_{a \in S_t(p)} v_{out}(a, p), \quad (15)$$

где $s_{in}(a, p)$, $s_{out}(a, p)$, $v_{in}(a, p)$, $v_{out}(a, p)$ вычисляются по формулам (6)—(9) соответственно.

На основе четырех предложенных карт движения могут быть рассчитаны следующие характеристики движения пикселей: 1) позиции с наибольшими значениями на карте IQ соответствуют положениям, по направлению к которым движется наибольшее число пикселей; 2) позиции с наибольшими значениями на карте OQ соответствуют положениям, по направлению от которых движется наибольшее число пикселей; 3) позиции с наименьшими значениями модуля вектора на карте ICM определяют положения, движение пикселей к которым наиболее симметрично; 4) позиции с наименьшими значениями модуля вектора на карте OCM определяют положения, движение пикселей от которых является наиболее симметричным.

Анализ движения на уровне области кадра с использованием карт движения. Карты IQ и OQ можно применять для определения количества пикселей, перемещающихся в определенную область и из нее. Поскольку размер области использован в дальнейшем для идентификации движения толпы, могут быть использованы как сумма, так и среднее значение.

Определение 6. Относительное количество пикселей, входящих в область (выходящих из области), равно среднему значению на карте IQ (OQ) для позиции в определенной области.

Обозначим r — определенная область, $IRQ_t(r)$ и $ORQ_t(r)$ — относительное количество пикселей, входящих в область r и выходящих из нее в момент времени I_t . Тогда

$$IRQ_t(r) = \frac{1}{n} \sum_{p \in r} IQ_t(p), \quad (16)$$

$$ORQ_t(r) = \frac{1}{n} \sum_{p \in r} OQ_t(p), \quad (17)$$

где n — номер позиции в r ; $IQ_t(p)$ и $OQ_t(p)$ — значения для позиции p на картах IQ и OQ в момент времени I_t . Сравнивая $IRQ_t(r)$ с $ORQ_t(r)$, можем определить, больше пикселей входит в область, чем выходит из нее, или наоборот.

Определение 7. Относительный коэффициент области равен отношению относительных количеств входящих в область пикселей и выходящих из нее.

Пусть r — определенная область, $IOI_t(r)$ — относительный коэффициент области для r в момент времени I_t , тогда

$$IOI_t(r) = IRQ_t(r)/ORQ_t(r). \quad (18)$$

Если $IOI_t(r) > 1$, то больше пикселей входит в r , чем выходит из нее, тогда как $IOI_t(r) < 1$ означает, что больше пикселей покидает область r .

В соответствии с определением 5 и уравнениями (12)—(15) можно сделать вывод, что $IQ_t(p)/ICM_t(p) \geq 1$ и $OQ_t(p)/OCM_t(p) \geq 1$. Знак равенства ставится исключительно в случае движения пикселей в одном направлении, при повышении симметричности движения возрастает величина в левой части. Эти свойства инвариантны для областей, что позволяет использовать их для идентификации движения толпы.

Определение 8. Коэффициент симметрии области для входящих (выходящих) пикселей равен отношению относительного количества входящих (выходящих) пикселей к величине усредненного вектора в этой области на ICM -карте.

Обозначим r — определенная область, $IS_t(r)$ и $OS_t(r)$ — коэффициенты симметрии для входящих и выходящих пикселей для области r в момент времени I_t :

$$IS_t(r) = IRQ_t(r) / \left(\frac{1}{n} \sum_{p \in r} ICM_t(p) \right), \quad (19)$$

$$OS_t(r) = ORQ_t(r) / \left(\frac{1}{n} \sum_{p \in r} OCM_t(p) \right), \quad (20)$$

где n — номер позиции для r ; $IRQ_t(r)$, $ORQ_t(r)$ — значения для области r на картах IRQ и ORQ в момент времени I_t ; $ICM_t(p)$, $OCM_t(p)$ — значения для позиции p на картах ICM и OCM в момент време-

ни I_t . Здесь $IS_t(r) \geq 1$ и $OS_t(r) \geq 1$, причем знак равенства ставится при движении пикселей строго в одном направлении. Значения $IS_t(r)$ и $OS_t(r)$ возрастают с увеличением симметричности движения.

Определение движения толпы. При идентификации движения толпы нижние пределы размера области и интенсивности движения должны быть определены в соответствии с конкретными целями приложения. В зависимости от вида изображения в некоторых случаях можно ограничиться исследованием нескольких определенных областей и все необходимые параметры могут быть рассчитаны только для областей интереса. В случае мониторинга всего изображения скользящее окно маски последовательно перемещается через каждую позицию, которая рассматривается как центр области. Обычно никакие ограничения не налагаются на форму области, хотя в общем должны использоваться симметричные области, например, квадраты, прямоугольники, круги и т. д. Поскольку первый случай является частным и гораздо более простым случаем второго, обсудим второй случай.

Рассмотрим область квадратной формы и ее центральную точку, которая будет представлять эту область. Обозначим r — данная область, c — центральная точка области, тогда $MI_t(c) = MI_t(r)$, $IRQ_t(c) = IRQ_t(r)$, $ORQ_t(c) = ORQ_t(r)$, $IOI_t(c) = IOI_t(r)$, $IS_t(c) = IS_t(r)$, $OS_t(c) = OS_t(r)$.

Таким образом, MI_t , IRQ_t , ORQ_t , IS_t , OS_t могут рассматриваться как карты интенсивности движения в области (MI); относительного количества пикселей, входящих в область (IRQ); относительного количества пикселей, покидающих область (ORQ); относительного коэффициента области (IOI); симметрии области для входящих пикселей (IS) и симметрии области для выходящих пикселей (OS). Для определения симметрии перемещения пикселей внутрь области и из нее могут быть созданы ICM - и OCM -карты для данной области, называемые результирующей картой сходимости пикселей в данной области ($RICM$ -карта) и результирующей картой расходимости пикселей в данной области ($ROCM$ -карта). Значения этих карт для центральных точек области можно определить по формулам:

$$RICM_t(c) = RICM_t(r) = \frac{1}{n} \sum_{p \in r} ICM_t(p), \quad ROCM_t(c) = ROCM_t(r) = \frac{1}{n} \sum_{p \in r} OCM_t(p),$$

где n — номер позиции в r . Хотя карты ORQ и OS вычисляются для позиций в каждой области, они имеют одинаковые значения для пикселей в этом регионе. Согласно определению движения и трем правилам, направленное движение толпы идентифицируется в области r , если $MI_t(r)$, $ORQ_t(r)$ и $OS_t(r)$ достигают пороговых значений. Пусть t_{11} , t_{12} , t_{13} — пороговые значения для карт MI , ORQ и OS соответственно. При выполнении условий $MI_t(r) \geq t_{11}$, $ORQ_t(r) \geq t_{12}$, $OS_t(r) \leq t_{13}$ можно сделать вывод о том, что в области r в момент времени I_t наблюдается направленное движение толпы со скоростью, превышающей нормальную. При этом $t_{13} > 1$.

Результаты и их обсуждение. Предложенный метод протестирован на нескольких изображениях в Agoraset и нескольких реальных видео, полученных с помощью систем видеонаблюдения. Agoraset представляет собой набор данных, предназначенный для исследований, связанных с анализом видеоизображений толпы [12—14]. Рассматривалась сцена в Agoraset: Corridor (пешеходы перемещаются в свободном пространстве) — Scene 1.

Эксперименты по анализу движения толпы. В верхней части Scene 1 (640×480, 30 кадров/с) группа пешеходов перемещается слева направо вдоль коридора. Использование интерполяционной траектории движения для анализа позволяет получить более сглаженные карты OQ и результаты идентификации по сравнению с использованием простой траектории движения; $itv = 20$ — параметр интервала между кадрами для вычисления интегрального оптического потока; размер квадратной области, используемой для определения поведения толпы, 101×101; $t_{11} = 1.0$, $t_{12} = 3.0$, $t_{13} = 1.1$ — пороговые значения для карт MI , ORQ и OS соответственно.

Результат идентификации с красной маской показан на рис. 2, *м*. По мере повышения порогового значения для карты ORQ результат бинаризации показывает низкую чувствительность к пороговому значению (рис. 2, *н—п*).

На перспективном изображении Scene 1 (640×480, 30 кадров/с, угол обзора 54.43°) пешеходы перемещаются из дальнего левого верхнего угла по направлению к камере. Важно, что пешеходы, находящиеся на большем расстоянии, движутся на видео медленнее. Используются те же параметры. На рис. 2, *в* показано, что пешеходы, находящиеся далеко, не отмечены из-за их медленного движения. Когда пороговое значение для карты MI , т. е. стандарт интенсивности движения, уменьшается, больше областей воспринимаются как области с направленным движением толпы, поэтому выделенная область становится больше (рис. 3, *з—е*).

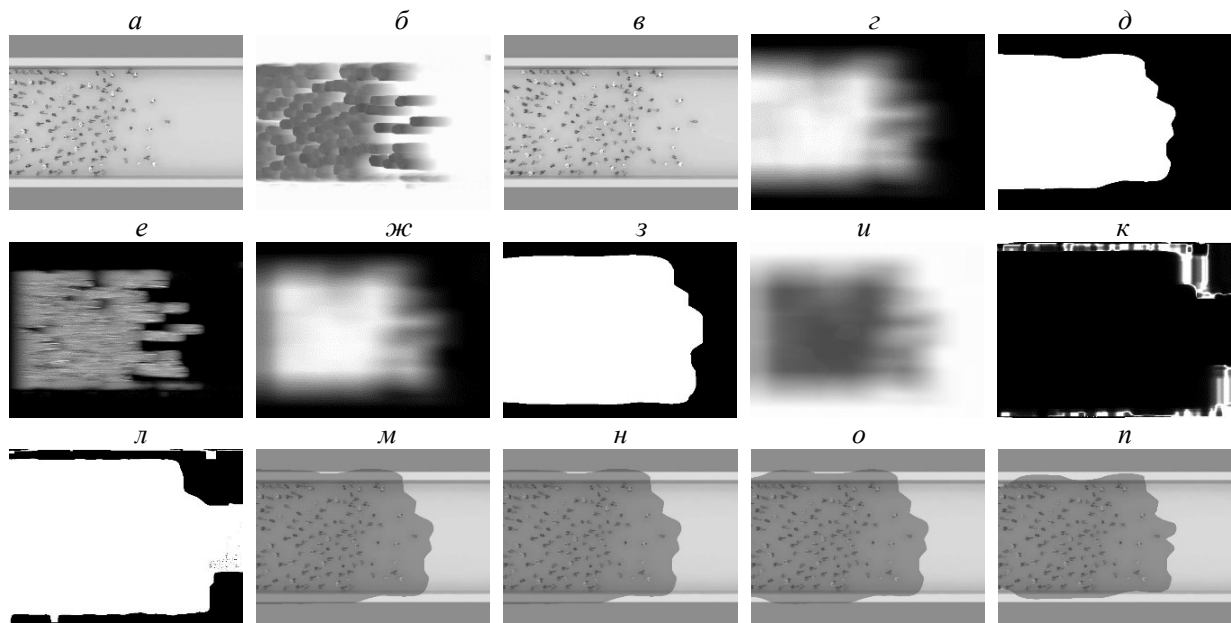


Рис. 2. Экспериментальные результаты идентификации направленного движения толпы с использованием интерполяционной траектории движения (вид сверху Scene 1)

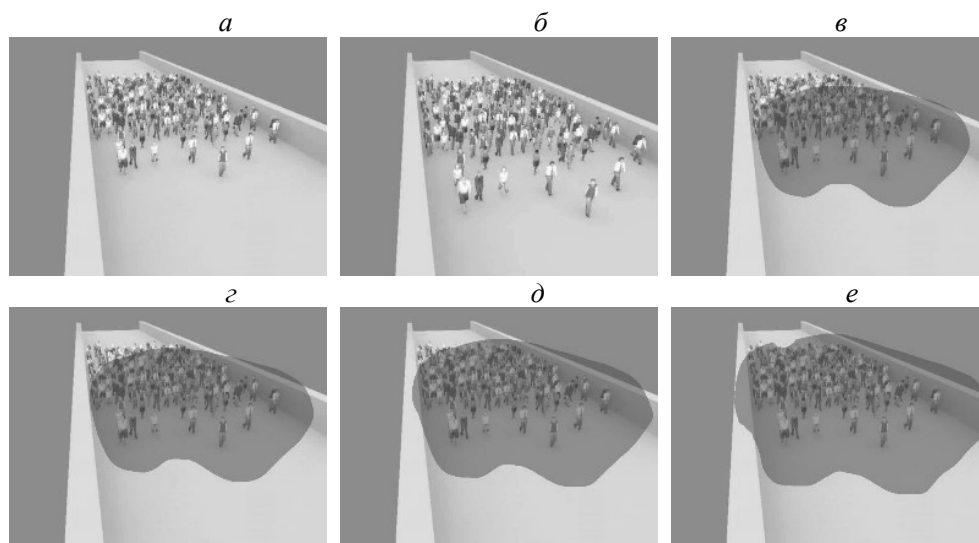


Рис. 3. Экспериментальные результаты идентификации направленного движения толпы с использованием интерполяционной траектории движения (вид в перспективе Scene 1)

Анализ движения толпы по реальным видеоизображениям. Предлагаемый метод протестирован на реальных видеороликах, загруженных с YouTube. На рис. 4, а показано, как команда южнокорейской полиции быстро движется в одном направлении для осуществления контроля за беспорядками, на рис. 4, б — полиция и протестующие подходят друг к другу (отмечены I), на рис. 4, в — полиция, которая сталкивается с протестующими, теснит участников акции, которые начинают отступать (отмечены II). Видео дрожит, поэтому фоновое движение достаточно интенсивно, но с соответствующими пороговыми значениями все же удастся получить хорошие результаты. На рис. 4, г заключенные быстро передвигаются в мексиканской тюрьме во время беспорядков, область II показывает, что некоторые из заключенных начинают рассеиваться, чтобы уклониться от чего-то брошенного в них (белый объект в кругу) из темной области между двумя зданиями; на рис. 4, д участники марафона бегут по улице U-образной формы.

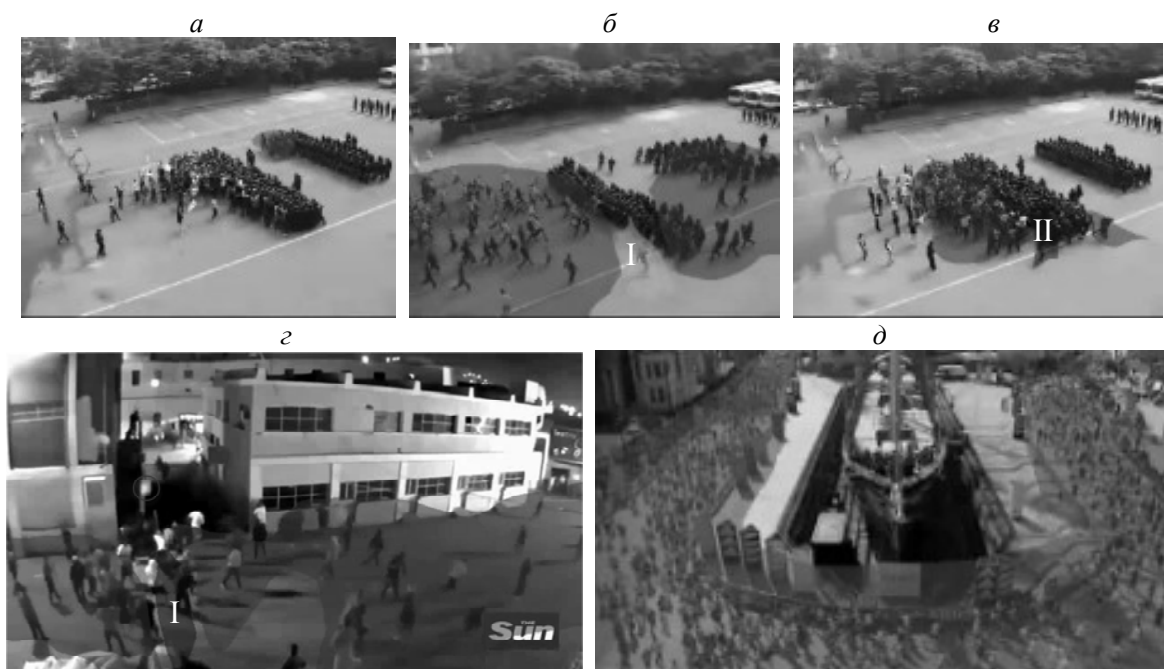


Рис. 4. Экспериментальные результаты анализа направленного движения толпы по реальным видеоизображениям

Сравним один из наиболее эффективных методов анализа движения толпы, описанный в [5], с предлагаемым нами. Важно отметить, что определения в [5] не совпадают с нашими, хотя некоторые из них в какой-то мере схожи. Например, мы рассматриваем движение по прямой и движение по кругу [5] как направленное движение толпы. Для оценки производительности сначала генерируем реальную ситуацию вручную, затем подсчитываем общее количество обнаруженных случаев направленного движения толпы, количество правильно идентифицированных, пропущенных и ошибочно идентифицированных случаев направленного движения толпы. Результаты приведены в табл. 1. Как видно, предлагаемый метод превосходит методы, описанные в [5]. Однако необходимо указать, что определения движения толпы из [5] предназначены и для нашего метода. На самом деле общепринятые определения движения толпы еще не разработаны, они могут быть получены только в результате работы исследователей в области компьютерного зрения и смежных областях. Считаем, что для обнаружения чрезвычайной ситуации важно не пропустить идентификацию связанного с ней движения толпы. В нашем эксперименте достижение этой цели связано с правильным выбором пороговых значений. Относительно большое количество ошибочно идентифицированных событий является очевидным побочным эффектом этого выбора.

Т а б л и ц а 1. Результаты идентификации движения толпы

Метод	Верно идентифицированы	Пропущены	Ошибочно идентифицированы	Всего
Интегральный оптический поток	73	6	17	79
[5]	61	18	19	

Хотя предлагаемый метод позволяет получить хорошие результаты для нестабильных видео с помощью изменения пороговых значений, в целом он должен применяться к стабильным видео. В разных приложениях пороговые значения для интенсивности движения, количества и направления движения пикселей должны быть установлены в зависимости от вида сцены, настройки камеры и конкретных целей.

Параметр интервала между кадрами для вычисления интегрального оптического потока определяет порог интенсивности движения. При увеличении параметра интервала между кадрами наблюдается увеличение интенсивности движения поля, поэтому порог интенсивности движения должен

быть больше в той же ситуации. Обозначим t_s — порог интенсивности движения, например t_{11} — порог интенсивности для направленного движения, itv — параметр интервала кадров, тогда при определении t_s должно выполняться соотношение $t_s = \alpha itv$, где α — коэффициент для конкретной задачи. Другим параметром, определяющим пороговое значение, является размер области. Если количество людей в движущейся толпе постоянно (независимо от того, насколько большую площадь они занимают), тогда для большей области необходимо использовать меньшее пороговое значение. Обозначим t_q — пороговое значение для числа пикселей, например t_{12} — пороговое значение для направленного движения, s — площадь области, тогда для определения t_q должно выполняться соотношение $t_q = \beta/s$, где β — коэффициент для конкретной задачи. Коэффициент t_q остается постоянным при изменении площади области в случае постоянной плотности людей в данной области.

Закключение. Представлен новый метод идентификации движения толпы, состоящий из следующих шагов: вычисление интегрального оптического потока, анализ движения на уровне позиции на кадре, анализ движения на уровне области и пороговая сегментация. Накопительный эффект интегрального оптического потока позволяет разделить фон и передний план для определения областей с интенсивным движением, которые обычно являются областями интереса. Интенсивность движения пикселей, их количество и направление движения в определенной области используются для описания движения и определения поведения толпы. Эффективность метода продемонстрирована и подтверждена экспериментальными результатами.

Работа выполнена при поддержке Научным фондом провинции Жэйяннг, Китай (LQ12D01004), Белорусским республиканским фондом фундаментальных исследований (F16R-180), Национальной программой приглашения зарубежных экспертов (GDW20163300034) и Программой прикладных исследований в области общественного благосостояния провинции Жэйяннг (2015C33074, 2015C33083).

- [1] J. C. S. I. Junior, S. R. Musse, C. R. Jung. IEEE Signal Proc. Magaz., **27**, N 5 (2010) 66—77
- [2] J. Shao, C. Loy, K. Kang, X. Wang. Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (2016) 5620—5628
- [3] R. Mehran, A. Oyama, M. Shah. Proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (2009) 935—942
- [4] S. Ali, M. Shah. Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (2007) 1—6
- [5] B. Solmaz, B. E. Moore, M. Shah. IEEE Transact. Pattern Analysis & Machine Intelligence, **34**, N 10 (2012) 2064—2070
- [6] A. Niranjil Kumar, C. Sureshkumar. Int. J. Adv. Res. Comput. Commun. Eng., **3**, N 9 (2014) 7935—7939
- [7] Shipra Ojha, S. R. Sakhare. Int. J. Sci. & Eng. Res., **6**, N 6 (2015) 1119—1123
- [8] N. A. Sjarif, S. M. Shamsuddin, S. Z. Hashim. Int. J. Adv. Software Comput. Appl., **4**, N 1 (2012) 1—33
- [9] B. K. Horn, B. G. Schunck. Artificial Intelligence, **17**, N 1-3 (1981) 185—203
- [10] G. Farnebäck. Scandinavian Conf. Image Analysis (2003) 363—370
- [11] C. Chen, S. Ye, H. Chen, O. B. Недзьведь, С. В. Абламейко. Журн. прикл. спектр., **84**, № 1 (2017) 138—146 [C. Chen, S. Ye, H. Chen, O. Nedzvedz, S. Ablameyko. J. Appl. Spectr., **84** (2017) 120—128]
- [12] P. Allain, N. Courty, T. Corpetti. Proc. 1st ICPR International Workshop on Pattern Recognition and Crowd Analysis, November 2012 (2012) 1—6
- [13] N. Courty, P. Allain, C. Creusot, T. Corpetti. Pattern Recognition Lett., **44**, N 8 (2014) 161—170
- [14] <https://www.sites.univ-rennes2.fr/costel/corpetti/agoraset/Site/Scenes.html>