

Геодезические активные контуры и уровневые наборы для обнаружения и отслеживания движущихся объектов

Никос Парагиус и Рашид Дерисше

Перевод Богдан Е.Ю.

Аннотация – В работе представлен новая вариационная основа для обнаружения и отслеживания нескольких движущихся объектов в последовательности изображений. Обнаружение движения осуществляется с использованием статистической базы, для которой наблюдаются межкадровые разницы функции плотности, которые аппроксимируются с использованием вариаций модели. Эта модель состоит из двух компонентов, а именно: статических (фон) и мобильных (движущихся объектов). Оба компонента с нулевым средним и подчиняются теореме Лапласа или нормальному закону. Эта статистическая база используется для обеспечения границ обнаружения движения. Кроме того, оригинальный контур используется для обеспечения подвижной границы объекта. Тогда, обнаружение и отслеживание проблемы рассматриваются в общих рамках, которые используют геодезически активные целевые функции контура. Эта функция сведена к минимуму использования метода градиентного спуска, где поток деформируется начальной кривой к минимуму. При помощи разработки и исследования многоуровневых схем, сложные кривые могут быть обнаружены и отслежены, в то время как топологические изменения для развивающейся кривых отслеживаются естественным образом. Чтобы уменьшить вычислительные затраты, необходимые на непосредственное осуществление разработки схемы заданного уровня, Гермес предложил новый подход. Он использует уже ранее известные алгоритмы прямого распространения (Narrow Band, Fast Marching). Перспектива экспериментальных результатов обеспечивается использованием реальных видеофрагментов.

1 Введение

Задача обнаружения и слежения за движущимися объектами имеет широкий спектр применения в компьютерном распознавании изображения, такого как кодирование, видеонаблюдение, мониторинг дополненной реальности и робототехники. Кроме того, она вносит вклад в более высокий уровень видения задач, таких как 3D-реконструкции и 3D представление. В данном реферате рассматривается проблема использования границы на основе информации для обнаружения и отслеживания нескольких деформируемых движущихся объектов по последовательности границ от статического наблюдателя. В течение последнего десятилетия, были обнаружены и предложены большое количество алгоритмов. Ранние подходы для обнаружения движения полагаются на обнаружение временных изменений. Такие методы [1] используют порог технической межкадровой разницы, где возможны попиксельные различия или различия блоков пикселей (для повышения надежности). Разница карты, как правило, бинаризуется с помощью использования заданного значения порога для получения движущегося или статического состояния. Шаг вперед в этом направлении говорит о использовании статистических испытаний. Эти тесты предположили, что обнаружение временных изменений эквивалентны обнаружению движения. Однако это предположение справедливо при больших перемещениях, которые могут возникнуть. Иногда объектные прогнозы достаточно текстурированные, но при перемещении объектов могут сохранять равномерные области. Чтобы избежать этого ограничения, существуют временные маски обнаружения изменений и фильтры [3]. Использование этих масок улучшает эффективности алгоритмов обнаружения изменений, особенно в случае, когда некоторые априорные знания о размерах движущихся объектов доступны, и могут быть использованы для определения типа и размера маски. С другой стороны, эти маски имеют ограниченное применение, так как они не могут обеспечить инвариантной модели обнаружения изменений (по размерам, освещенности) и не могут быть использованы без контекста на основе априорных знаний.

Чтобы преодолеть это, были введены глобальные структуры, которые используют более сложные примитивы и применяют некоторые пространственные ограничения к сегментации. Проблемы обнаружения движения сформулированы в рамках глобальной минимизационной структуры, которая сочетает в себе привлекательность и регулярность. В этом направлении широко используются пространственные случайные поля Маркова [4], [5], [6], в которых обнаружение движения было рассмотрено как статистическая оценка проблемы. Оптимальная карта сегментации

получает максимальную апостериорную сегментацию вероятности наблюдаемых данных. Задача оптимизации оказывается эквивалентной к минимизации глобальной целевой функции и, как правило, выполняется с использованием стохастических (алгоритм среднего поля, имитации отжига) или детерминированных алгоритмов (повторного условного режима, наибольшего доверия). Хотя минимизация с помощью рандомных полей Маркова на основе оценки является очень мощной парадигмой, как правило, она занимает много времени (особенно, когда пространство решений велико), именно это является серьезным недостатком.

Отслеживание идет дальше, чем обнаружение движения и не требует дополнительного движения на основе измерений, в частности, сегментации соответствующих параметров движения. Есть многочисленные исследования проблемы отслеживания и существуют подходы, которые могут быть классифицированы на две категории:

- Подходы с использованием базирования движения опираются на надежные методы для группировки визуальных групп с течением времени [7], [8], [9]. Эти методы являются относительно быстрыми, но имеют значительные трудности в вычислении объектов, движение которых не четко выделено.
- Модель подхода наложения представляет знания на высоком уровне, и, следовательно, является более надежной по сравнению с движением базирования [10], [11], [12], [13], [14]. Модель пространства может быть реальным 3D миром, или 2D проекцией (изображение). Эти методы имеют недостаток высоких вычислительных затрат для сложных моделей, в связи с необходимостью их с масштабирования, перемещения, вращения и деформации.

В обоих случаях, отслеживание осуществляется с помощью измерений при условии, геометрические области или области-основы отслеживаемых объектов. В этом направлении существуют два основных подхода:

- Граничный подход основывается на информации, представленной границами объекта (изображения на основе свойств формы) [15], [16],
- Областной подход, который опирается на информацию, предоставленную всей областью, такой как текстуры и основанные на движении свойства [9], [5].

Идея использования граничного подхода на основе функций для обеспечения отслеживания получила широкое распространение. Границы функций (ребер), хорошо адаптированы к отслеживанию проблем, так как они обеспечивают надежную информацию, которая не зависит от движения типа или формы объекта. Как правило, граничные алгоритмы отслеживания используют активные модели контура, как змеи [17], воздушные шары [18], [19], и геодезические активные контуры [20], [21]. Эти модели основаны на

энергии [20], [21] [22], исходной кривой, которая под влиянием внешних потенциалов сдерживается внутренними энергиями, или минимизации на основе геометрических подходов. Змеи, как правило, параметризованы (с использованием В-сплайнов) и пространственные решения ограничены, чтобы иметь predetermined формы [18], [15], [23], [16]. Эти методы требуют точных шагов инициализации, так как начальный контур сходится итеративно к решению дифференциальных уравнений. В случае геодезической активной модели контура, нет такого ограничения, так как первые шаги не инициализированы. Кроме того, эти модели не параметризованы и могут быть использованы для отслеживания объектов, которые подвергаются не заданному движению [24].

С другой стороны, в областном подходе, основанном на использовании технической оценки движения / сегментация. В этом случае, оценка скорости цели основана на связи между связанными целевыми областями в различные моменты времени [25], [26], [5]. Эта операция, как правило, занимает много времени и ускоряется при использовании параметрических моделей, описывающих движение целевых движений с небольшим набором параметров. Использование этих моделей представляет трудность отслеживания реальных границ объектов в случае с нежестких движений / объектов, но и увеличивает надежность в связи с тем, что используется информация, предоставленная всех областях.

Эта статья описывает единый подход для обнаружения и отслеживания движущихся объектов по распространению кривых [29]. Таким образом, оригинальная схема предлагает, что можно рассматривать геодезические активное обнаружение движения и отслеживания модели как описывающую данную кривую в нижней части потенциальных подобий на границах движущихся объектов.

Первоначально, статистический анализ выполняется и используется для обеспечения движения на основе информации. Согласно этой модели фазы, возникает предположение, что наблюдаемой межкадровой разницей считается плотность функции двухкомпонентной смеси модели. Эти два компонента являются нулевым средним значением и соответствуют статическим (фон) и мобильным популяциям (движущимся объектам). Затем, используя правило Байеса, условные границы вероятности объектов оцениваются с учетом данных наблюдений. Эта информация используется для решения задачи обнаружения объекта. Кроме того, в предположении гладкого фона, входной кадр может быть использован непосредственно для обеспечения точного результата отслеживания объекта. Обнаружение и отслеживание проблемы решаются одновременно, используя геодезические активные модели контура, что позволяет начальной кривой развиваться в направлении минимальной длины геодезической активной кривой, которая учитывает нужное изображение характеристики под влиянием внутренних и

внешних сил. Целевая функция сведена к минимуму, используя метод градиентного спуска, где соответствующие уравнения в частных производных осуществляется с помощью набора уровней методологии [30], [31], которые обеспечивает некоторые очень хорошие свойства. Топологические изменения (расщепления и слияния) обрабатывается естественно, внутренние геометрические свойства могут быть оценены непосредственно с уровня набора кадров, а также применима достаточно стабильная численная схемы приближения. Для решения проблемы распространения существуют два хорошо известные схемы, которые используются, а именно подходы Узкой Полосы (Narrow Band)[32] и Быстрого Движения [31] (Fast Marching). Предлагается новая схема, называемая HERMES, которая так же проводит оценку, по сравнению с существующими схемами. Наконец, в целях дальнейшего сокращения времени выполнения, так же был рассмотрен многомасштабные подходы. Очень перспективные экспериментальные результаты обеспечили использованием реальных видеофрагментов.

В работе [24], в три шага предложен подход, который очень отличается от единого подхода, представленного ранее в этой статье. Авторы, после работы по геодезически активным контурам, начали определение с отслеживаемых контуров объектов. Оценка векторного поля скоростей обнаруживается вдоль контура, а затем выполняется. На этом этапе очень могут быть получены неустойчивые измерения. После этого, алгоритм обнаружения движущихся контуров предназначен для перемещения контуров на границе движущихся объектов. Эти контуры затем используются в качестве начальной оценки контуров в следующем процессе итерации изображения.

Работа организована следующим образом: раздел 2 представляет разработку множества уровней и геодезически активной модели контура, которая лежит в основе нашего подхода. Раздел 3 иллюстрирует подход обнаружения и отслеживания, предложив единую модель для обеих задач. Наконец, в разделе 4 представлены обсуждение результатов эксперимента, и заключительные замечания.

2 распространяющихся КРИВЫЕ

2,1 Уровень теории множеств

Пусть $[C : [0, 1] \rightarrow \mathcal{R}^2, p \rightarrow C(p)]$ параметризована закрытой исходной плоской кривой в евклидовой плоскости $C(p, t)$ и семейство кривых, порожденных движением исходной кривой $C_0(p)$ в направлении ее внутрь евклидовой вектор нормали \mathcal{N} . Будем считать, что скорость этого движения является скалярной функцией $[F]$ кривизны \mathcal{K}

$$\begin{cases} C_t = F(\mathcal{K}) \mathcal{N} \\ C(p, 0) = C_0(p). \end{cases} \quad (1)$$

В целях реализации эволюционной кривой в соответствии с уравнением, приведенным выше, мы можем рассмотреть подход Лагранжа и производить соответствующие уравнения движения для радиуса-вектора $(x, y) = C(p)$. Эти позиции обновляются с помощью разностной схемы аппроксимации. Основным недостатком такого подхода является то, что развивающаяся модель не способна справиться с топологическими изменениями.

Этого можно избежать, рассматривая подход Osher и Sethian [30]. По их словам, исходная кривая $C_0(p)$ представлена на нулевом уровне набора $(\phi = 0)$ функции исходной поверхности γ (рис. 1)

$$[z = (x, y, \phi(x, y, t)) \in \mathcal{R}^3].$$

Используя (1) и взяв производную от $\phi(x, y, t) = 0$ относительно времени и пространства, можно легко получить следующие связанные уравнения движения поверхности:

$$\begin{cases} \phi_t = -F(\mathcal{K}) |\nabla\phi| \\ \phi(C_0(p), 0) = 0, \end{cases} \quad (2)$$

где $|\nabla\phi|$ обозначает градиент нормы. Таким образом, существует связь между семейством движущихся кривых $C(p, t)$ и семейством одного параметра развивается поверхности $\phi(x, y, t)$. Тем не менее, распространяющиеся $C(p)$ кривые могут изменить топологию функции. Кроме того, в связи с тем, что $\phi(p, t)$ остается функцией в процессе ее эволюции, численное моделирование может быть разработано очень легко. Наконец, внутренние геометрические свойства кривой можно оценить непосредственно из функции заданного уровня (например, нормаль, кривизна) и метод может быть очень легко расширен для решения проблем в более высоких измерениях [33].

2.2 Геодезически активные контуры

Пусть $I : [0, a] \times [0, b] \rightarrow \mathcal{R}^+$ заданный входные контуры объекта в которых задача извлечения. Геодезическая активной модели контура [20], [21] был введен как геометрическая альтернатива для контурирования [17], [34] и нахождение кривой $(C)(p)$, что сводит к минимуму следующие энергии:

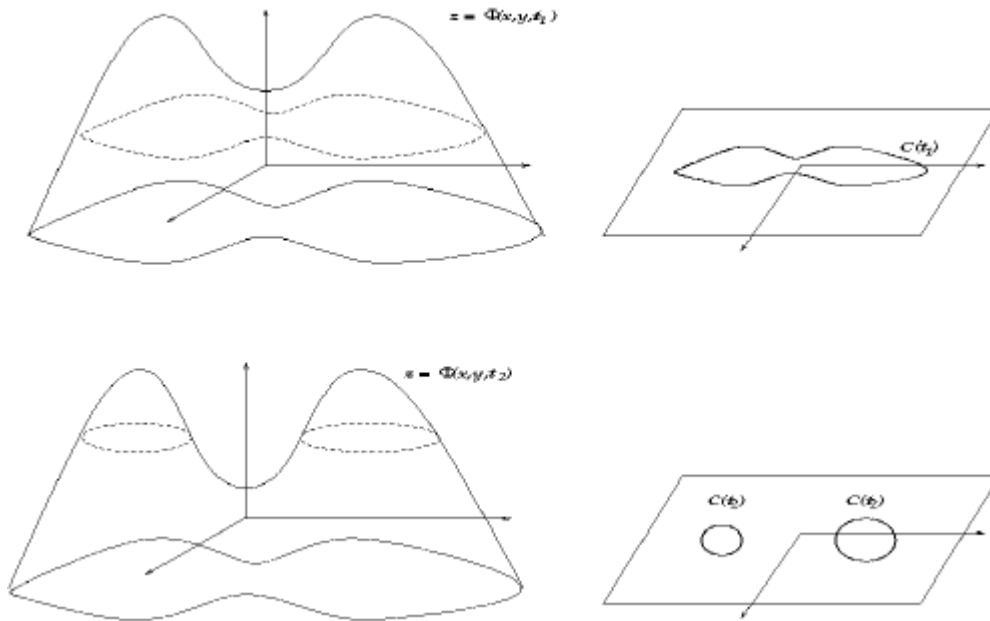


Рис. 1. Уровень методологии множества и кривая распространения. В левой колонке показаны развивающиеся функции множественного уровня, в то время как на правом, соответствующая кривая, которая является нулевым уровнем набора значений поверхности. Продемонстрирован механизм, который позволяет изменять топологии.

$$E[(C)(p)] = \int_0^1 \underbrace{g(|\nabla I(C(p))|)}_{\text{Boundary attraction}} \underbrace{|\dot{C}(p)|}_{\text{Regularity}} dp, \quad (3)$$

где

- $\dot{C}(p)$ является частной производной от кривой по отношению к ее параметру p

$$\left[\dot{C}(p) = \frac{\partial C}{\partial p}(p) \right]$$

и

- $g(\cdot)$ есть монотонно убывающая функция такая, что $g(r) \rightarrow 0$ при $r \rightarrow \infty$ и $g(0) = 1$ (например, функция Гаусса [35]).

Энергия интерпретации ясна, так как при обнаружении объекта контуры эквивалентны к нахождению геодезической линии, которая учитывает наилучшее требуемое изображение характеристики (края) [36].

Цель функции - сведение к минимуму соответствующего уравнения Эйлера-Лагранжа путем решения. По ее данным, поток, который

$$C(p, 0) = C_0(p)$$

деформирует начальной кривой к минимумам (3) определяется стационарным решением:

$$C_t = [g(|\nabla I|)\mathcal{K} - \nabla g(|\nabla I|) \cdot \mathcal{N}]\mathcal{N}, \quad (4)$$

где t обозначает время, по которому развивается контур и \mathcal{N} является внутренним евклидовым вектором нормали к кривой $C(p, t)$.

Представляя разработку множества уровней, кривую C можно рассматривать как нулевое множество уровней функции $\phi : [0, a] \times [0, b] \rightarrow \mathcal{R}$. Эта модель без параметров, а также топологически свободна, так как различные топологии установленного нулевого уровня, соответствуют той же топологии ϕ . На основании (1), можно показать, что стационарное решение этой проблемы геодезической определяется по формуле:

$$\phi_t = g(|\nabla I|)\mathcal{K}|\nabla\phi| + \nabla g(|\nabla I|) \cdot \nabla\phi, \quad (5)$$

где $\phi(x, y, 0) = \phi_0(x, y)$ и кривая C представляет нулевые значения уровня ϕ . Нормали \mathcal{N} а также \mathcal{K} значение кривизны, может быть оценено непосредственно из уровня функции ϕ .

$$\left[\mathcal{N} = -\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}, \mathcal{K} = \mathbf{div} \left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \right) \right].$$

Геодезическая активная модель контура выгодно отличается от классического контурирования в связи с тем, что она не зависит от параметризации кривой.

2.3 Фронтальные алгоритмы распространения

Работа алгоритма осуществляется (2), (5) в переоценке на уровне функции множества всех пикселей изображения (а не просто нулевым множеством уровня). Этот фронтальный метод распространения является вычислительно сложный из-за многочисленных бесполезных вычислений, которые выполняются для пикселей, которые являются не такими важными для работы алгоритма фронтального распространения. Для того чтобы преодолеть этот недостаток были предложены два различных метода: Narrow Band [32] и Marching [31]. Здесь предложен новый метод, называемый алгоритм Hermes [29].

2.3.1 Алгоритм Hermes

В этом разделе предложен новый подход, который сочетает в себе алгоритмы Narrow Band и быстрый метод Marching, используя идею селективного распространения (Fast Marching) на относительно небольшом окне (Narrow Band). Таким образом, кривая распространения ускоряется путем введения идеи, распространяющиеся фронтально в пиксель.

Заданный уровень набора PDE можно переписать в виде:

$$\phi^{t+1}(x, y) = \phi^t(x, y) + \mathcal{V}(x, y, \phi^t) \delta t. \quad (6)$$

Это означает, что алгоритм фронтального распространения в отношении изображения и геометрическим свойствам каждого пикселя распространяются по-разному. Узкие обновления метода Группового уровня, установленного в пределах диапазона, который может содержать пикселе с нулевым значением скорости распространения. В этих точках, начальное значение остается неизменным, в результате чего получается значительное количество избыточных вычислений.

Эта проблема может быть решена путем введения идея развития начального локального значения в соответствии с соответствующей скоростью распространения. Это приводит к умной группе Ограниченного метода, который использует идеи из быстрого Marching, что приводит к резкому снижению необходимых вычислительных затрат. Таким образом, на каждом шагу, предлагаемый подход выбирает фронтальный пиксель, сохраняя высокие абсолютные скорости распространения, а также выполняет местное развитие в рамках установленного уровня. Обзор алгоритма приведена на рис. 2, а подробное описание следующим образом:

- A. Процедуры инициализации. Функция множественного уровня инициализируется как функция расстояния. Максимальное расстояние (в абсолютном выражении) считается радиус активного окна (см. пункт B) [SETACTIVEPIXELS ()].
- B. Процедура движения. Шагом-учителем служит пиксель [c] с самой высокой абсолютной скоростью распространения и выбирается из списка активных [SELECTHIGHESTVELOCITY ()]. Если есть несколько точек с равными скоростями распространения, то применяется правило первым вошел, первым вышел (FIFO) по отношению к их входу раз в списке активных.
 1. Централизованное круговое окно определено вокруг этого пикселя [c] (радиус этого окна, как правило, два) и функция множества уровней обновляются локально внутри этого окна. Для обеспечения стабильности, используются различные моменты времени для пикселей [s] в этом окне.

Эти временные шаги обратно пропорциональны расстоянию от геометрического центра окна.

$$\left[\delta t(s) = \frac{\delta t}{1 + \|s - c\|} \right].$$

```

SETACTIVEPIXELS();
ITERATIONNUMBER := 0;
WHILE ( ITERATIONNUMBER < MAXITERATION ) {
    ITERATIONNUMBER++;
    SITE := SELECTHIGHESTVELOCITY();
    EVOLVELEVELSETLOCALLY(SITE);
    FINDFRONTLOCALLY(SITE);
    REMOVEINACTIVEPIXELS(SITE);
    ADDNEWACTIVEPIXELS(SITE);
    RE-INITIALIZELEVELSETLOCALLY(SITE);
    UPDATEAFFECTEDVELOCITIES(SITE);
    IF ( REACHCONVERGENCE() )
        BREAK;
}
FINDLATESTFRONTPOSITION();
EXIT();

```

Рис. 2. Псевдо-символический язык Hermes алгоритма

Это изменение не влияет на процесс распространения, так как во время движения фронта, это будет первый случай для выбранного пикселя (например, высокая скорость распространения), который также связан с наиболее важным шагом по времени. Эта операция приостанавливается, если фронт движется или достигнуто определенное количество итераций [EVOLVELEVELSETLOCALLY()].

2. Когда местные эволюции заданного уровня завершены, то фронт добывается в пределах активного окна, рассматривая через нулевой заданный уровень [FINDFRONTLOCALLY ()], а функция множества уровня требует повторной локальной инициализации [REINITIALIZELEVELSETLOCALLY (.)].

С. Процедуры контроля. Если некоторое число итераций достигнуто или нет дальнейшего движения [REACHCONVERGENCE ()], то

операция завершена, и добыта окончательная позиция [FINDLATESTFRONTPOSITION (.)]. В противном случае, стадия Б повторяется.

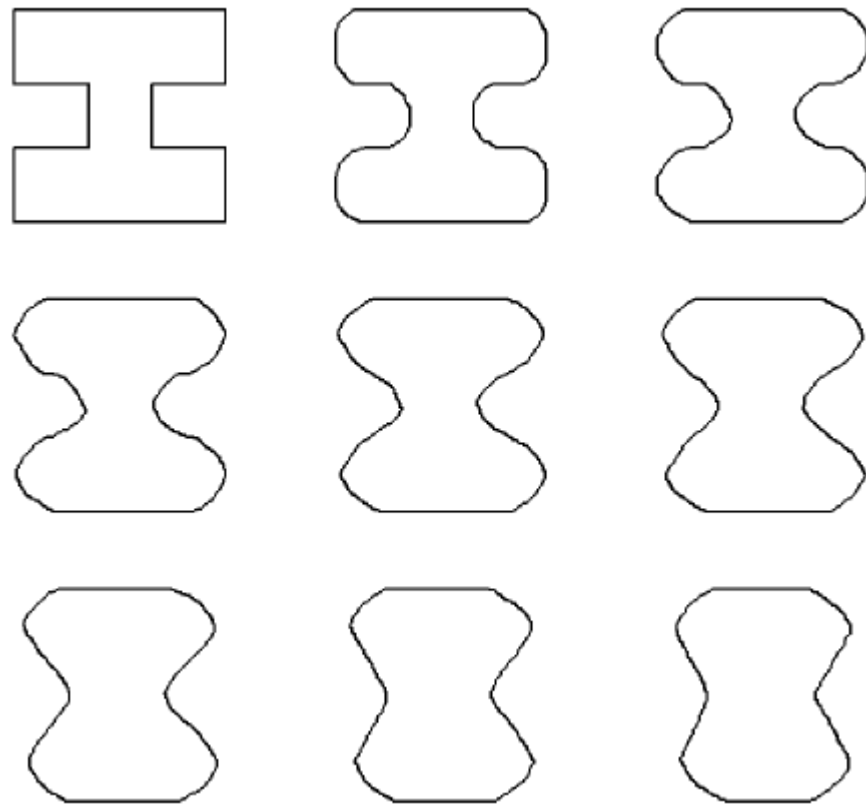


Рис. 3. Средняя кривизна потока (сверху вниз, слева направо) в соответствии с алгоритмом HERMES $[\phi_t = \kappa|\nabla\phi|]$ (например, сводя к минимуму длину). Стоимость кривизны оценивается непосредственно из функции множественного уровня, используя 3x3 окна и макс / мин режиме схемы. Сетка распространения сетка 100x100.

Ключевым вопросом для эффективной реализации алгоритма Hermes является быстрый способ для размещения сетки пикселей между начальными пикселями с наибольшей скоростью распространения. Это можно легко сделать с помощью изменения алгоритма пирамидальной сортировки [40]. Изначально все активные пиксели сортируются в группе (так, что можно найти самую высокую скорость член). Когда скорость распространения пикселя меняется, то он движется вверх (или вниз), пока не достигнет правильного положения. Всякий раз, когда новый пиксель будет добавлен к группе, оно помещается в конец, и обрабатываются в том же порядке.

3 ОБНАРУЖЕНИЕ И СОПРОВОЖДЕНИЕ

3.1 Определение модели

Пусть $I(s; t)$ текущая, и предыдущей кадру входной кадр $I(s; t - 1)$ и пусть $D(s; t)$ кадровая разница есть серой рамкой кадрового уровня:

$$D(s; t) = I(s; t) - I(s; t - 1). \quad (7)$$

Проблему обнаружения движения можно рассматривать как «двоичные» решения для каждого пикселя на сетку рамки. Существуют два возможных случая, статический, где соответствующий пиксель принадлежит фону в обеих системах и мобильных случай, где соответствующий пиксель принадлежит движущемуся объекту в текущем или в предыдущем кадре. Пусть $p_D(d)$ есть функция плотности вероятности наблюдаемого кадра межкадровой разницы (гистограмма межкадровой разницы). Этай функцией плотности считается смесь моделей статических и мобильных компонентов. Пусть $p_S(d)$ условная статическая вероятность и пусть $p_M(d)$ условная вероятность мобильных данных наблюдений межкадровой разницы [6]. Эти функции плотности вероятности считаются однородными (т.е. независимыми от пикселя).

Наблюдаемые значения разницы, как предполагается, можно получить, выбрав гипотезу: $L \in \{S : static, M : mobile\}$, где априорная вероятность P_L , а затем, выбрав значение D в соответствии с законом вероятности $p_L(d)$. Таким образом, наблюдаемая функция плотности вероятности может быть представлена как:

$$p_D(d) = P_S p_S(d) + P_M p_M(d). \quad (8)$$

Предполагается, что условные функции плотности вероятности равны нулю, соответственно применима теорема Лапласа

$$p_x(d) = \frac{\lambda_x}{2} e^{-\lambda_x |d|} \quad (9)$$

или закон Гаусса

$$p_x(d) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_x}} e^{-\frac{d^2}{2\sigma_x^2}}. \quad (10)$$

Статические компоненты с нулевым средним, которые оцениваются от прогнозируемых интенсивностей, так как это население содержит разницу

значений 3D точки в различные моменты времени. Кроме того, предполагается, что мобильные объекты сохраняют равномерные регионы и важные ценности разницы появляются в окклюзии фона, связанного с движением объектов. Эти части выражаются статистически за счет условной функции плотности.

Оценивание неизвестных параметров этой модели, $\{(P_L, \Theta_L) : L \in \{S : static, M : mobile\}\}$, где $\Theta = \{\lambda | \sigma\}$ осуществляется с помощью метода градиентного спуска, полученного по принципу максимума правдоподобия [41], где параметр вектора $(\hat{P}, \hat{\Theta})$ это значение, $(\hat{P}, \hat{\Theta})$, которое максимизирует совместную плотность.

Пример этого анализа показан на рис. 4, где первый, второй и третий моменты порядка используются для предоставления исходного решения.

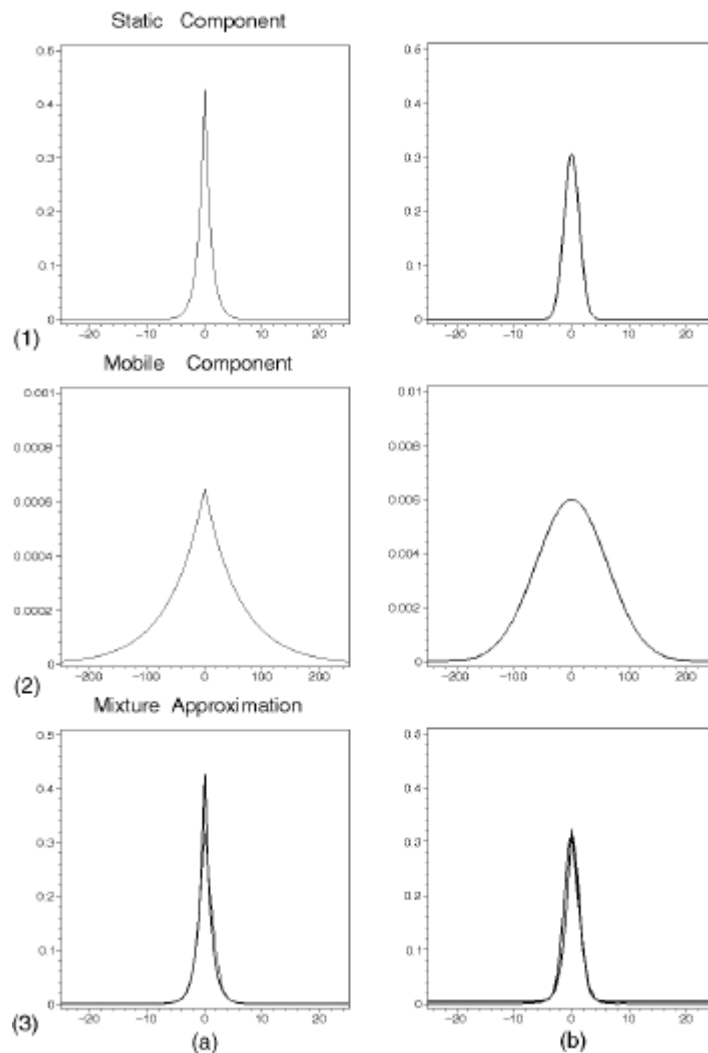


Рис. 4. Обнаружение движения на основе статистики последовательности (рис. 5). (а) Использование режимов Лапласа, Итерационный номер: 14, приближенная средняя ошибка = 0,00032. (б) Использование Гаусса, итераций номер: 06, средняя ошибка аппроксимации = 0,00047. (1) статическая составляющая, (2) мобильные компоненты, и (3) входные функции плотности.