

УДК 004.932.72'1

## **Отслеживание объектов в видеопотоке с использованием адаптивного фильтра частиц**

*Фроловская Е. А., студент  
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана,  
кафедра «Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии»*

*Научный руководитель: Рудаков И.В., к.т.н, доцент  
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана  
[irudakov@bmstu.ru](mailto:irudakov@bmstu.ru)*

### **Введение**

Визуальное отслеживание заключается в последовательном определении местоположения целевого объекта на каждом кадре видеопотока. Основной целью алгоритма отслеживания является построение траектории движения объекта, но также он должен предоставлять информацию об области изображения, занимаемой объектом в каждый момент времени (т.е. на каждом кадре видеозаписи).

Задачи распознавания объекта и сопоставления выявленных объектов на соседних кадрах могут решаться как раздельно, так и совместно. В первом случае возможные области, в которых может находиться объект, определяются с помощью алгоритма распознавания, и задача трекера заключается в построении соответствия выявленных областей с результатами с предыдущего кадра. Такой подход неформально определяется как отслеживание на основе распознавания. Во втором случае область объекта и установление соответствия вычисляются совместно путем итеративного обновления положения объекта и информации о занимаемой им области на основе данных, полученных на предыдущих кадрах. Такой подход называется распознаванием на основе отслеживания. Он предоставляет более широкие возможности по сравнению с первым подходом, поскольку позволяет учитывать всю информацию, полученную в ходе отслеживания, а не только данные с предыдущего кадра. На этом подходе основано множество алгоритмов отслеживания, таких, как фильтр Кальмана (англ. Kalman Filter) и его модификации, сдвиг среднего (англ. Mean-Shift), а также получивший в последнее время широкое распространение фильтр частиц (англ. Particle Filter).

Фильтр частиц является гибким и удобным инструментом, используемым для решения задач отслеживания. Его основным достоинством является адаптируемость к различным задачам, в зависимости от специфики отслеживаемого объекта. Поэтому на его основе разработано большое количество алгоритмов отслеживания, реализующих основные принципы фильтра частиц, но нацеленных на решение конкретной задачи отслеживания. В данной работе будет рассмотрен один из таких алгоритмов, адаптирующий стохастическую составляющую модели движения объекта к получаемым результатам. Целью работы является исследование поведения данного алгоритма при различных условиях отслеживания, а также сравнение качества его работы с алгоритмом воспроизведения условной плотности, реализующим базовые принципы фильтра частиц.

### 1. Байесовский подход к отслеживанию.

Фильтр частиц относится к вероятностным методам визуального отслеживания. В его основе лежит байесовский подход, который заключается в построении функции плотности распределения вероятности вектора состояния отслеживаемого объекта. Данная функция характеризует текущую степень знания о состоянии объекта и строится на основе всей полученной в ходе отслеживания информации.

Задачу отслеживания можно сформулировать с помощью следующего математического представления пространства состояний объекта:

$$x_k = f_k(x_{k-1}, v_{k-1}) \quad (1.1)$$

$$z_k = h_k(x_k, n_k) \quad (1.2)$$

Уравнение (1.1) описывает изменение состояния объекта при переходе от кадра  $k - 1$  к кадру  $k$  и называется уравнением динамики. Фактически состояние  $x_k$  зависит от предыдущего состояния объекта  $x_{k-1}$  и стохастической ошибки  $v_{k-1}$ , представляющей собой погрешность, получаемую при обновлении состояния. Поскольку ошибка  $v_{k-1}$  является случайной величиной с известной статистикой, уравнение (1.1) неявно задает функцию плотности распределения вероятности  $p(x_k|x_{k-1})$ . Уравнение (1.2) описывает процесс измерения, результатом которого является некоторая величина  $z_k$ , называемая наблюдением. Наблюдение  $z_k$  зависит от текущего состояния  $x_k$  и случайной ошибки  $n_k$ , задающей погрешность, получаемую в процессе измерения состояния объекта. Аналогично (1.1), поскольку  $n_k$  является стохастической переменной, уравнение (1.2) неявно задает функцию правдоподобия  $p(z_k|x_k)$ .

С точки зрения байесовского подхода проблема отслеживания заключается в рекурсивном вычислении некоторой степени доверия к состоянию объекта  $x_k$  на кадре  $k$  с учетом всех имеющихся к текущему моменту наблюдений. Таким образом, необходимо вычислить функцию плотности распределения вероятности  $p(x_k|z_{1:k})$ , называемую постериорной (англ. posterior). Вычисление данной функции состоит из двух этапов: предсказания и обновления (коррекции). Полагая известным значение искомой функции  $p(x_{k-1}|z_{1:k-1})$  на предыдущем кадре, с помощью уравнения Чепмена-Колмогорова (1.3) можно вычислить априорную функцию плотности распределения вероятности состояния объекта на кадре  $k$ :

$$p(x_k|z_{1:k-1}) = \int p(x_k|x_{k-1})p(x_{k-1}|z_{1:k-1})dx_{k-1}, \quad (1.3)$$

где  $p(x_k|x_{k-1})$  задает априорную плотность распределения вероятности смены состояния (англ. state transition prior) В этом заключается этап предсказания. На кадре  $k$  становится известным наблюдение  $z_k$ , которое может быть использовано для обновления априорной функции по правилу Байеса (1.4):

$$p(x_k|z_{1:k}) = \frac{p(z_k|x_k)p(x_k|z_{1:k-1})}{p(z_k|z_{1:k-1})}, \quad (1.4)$$

где  $p(z_k|z_{1:k-1}) = \int p(z_k|x_k)p(x_k|z_{1:k-1})dx_k$  — нормирующий множитель, зависящий от функции правдоподобия.

Рекурсивные соотношения (1.3) и (1.4) формируют базис для нахождения оптимального байесовского решения. В общем случае это решение не может быть получено аналитическим путем, но его можно получить с помощью аппроксимации [**Ошибка! Источник ссылки не найден.**].

## 2. Фильтр частиц

Функция плотности распределения вектора состояний может быть аппроксимирована набором частиц, каждая из которых характеризуется своим весом. Фактически, частица является представлением некоторого возможного состояния объекта. Множество  $S_k$  (2.1) задает приближенную функцию плотности распределения вероятности  $p(x_k|z_{1:k})$  для состояния  $x_k$  при заданном наборе наблюдений  $z_{1:k}$ .

$$S_k = \left\{ (s_k^i, w_k^i), i = \overline{1, N}, \sum_{i=1}^N w_k^i = 1 \right\} \quad (2.1)$$

$w_i^k$  — вес частицы, задаваемый с помощью функции правдоподобия. Вес частицы показывает вероятность, с которой объект примет состояние, описываемое данной частицей.

Основные принципы фильтра частиц можно рассмотреть на примере алгоритма воспроизведения условной плотности (англ. Conditional Density Propagation, Condensation). Он является базовым алгоритмом фильтра частиц, на его основе разрабатываются различные модификации для адаптации под конкретные условия отслеживания. Идея алгоритма заключается в построении множества частиц  $S_k$  на основе множества с предыдущего шага  $S_{k-1}$ .

На каждой итерации  $k$  алгоритма полагаем множество  $S_k$  пустым. Алгоритм включает в себя 3 этапа:

- перевыборка (англ. resampling);
- предсказание;
- коррекция (обновление весов).

Этап перевыборки заключается в выборе некоторой частицы из множества  $S_{k-1}$  для помещения в множество  $S_k$ . Вероятность, с которой частица попадет в новое множество, равна ее весу  $w_i^{k-1}$ . Данную операцию необходимо провести  $N$  раз, чтобы мощность множества  $S_k$  совпадала с мощностью  $S_{k-1}$ . В результате перевыборки получим множество  $S_k$ , состоящее из частиц с наибольшими весами из предыдущего множества. В данном случае распределение, по которому производилась выборка, (англ. proposal distribution) не было задано явно, вместо него использовалось распределение вероятности смены состояния  $p(x_k|x_{k-1})$ . В общем случае распределение, отвечающее за формирование нового множества частиц, является одним из настраиваемых параметров фильтра частиц, способным оказать значительное влияние на получаемый результат. Пример использования распределения, отличного от  $p(x_k|x_{k-1})$ , приведен в работе [Ошибка! Источник ссылки не найден.].

На этапе предсказания каждая частица полученного множества обновляется согласно уравнению динамики (1.1):

$$s_k^i = f_k(s_{k-1}^i, v_{k-1}), i = 1..N \quad (2.2)$$

Этот шаг алгоритма соответствует вычислению априорной функции плотности распределения вероятности (1.3). В качестве уравнения динамики могут быть использованы:

- модель случайных блужданий (англ. Random Walk Model) [Ошибка! Источник ссылки не найден.];
- модель динамики первого порядка [Ошибка! Источник ссылки не найден.], [Ошибка! Источник ссылки не найден.];
- авторегрессионная модель второго порядка [Ошибка! Источник ссылки не найден.] и др.

Этап коррекции заключается в обновлении весов частиц. Новые веса задаются с помощью выбранной функции правдоподобия. После обновления необходимо провести нормализацию весов, так, чтобы их общая сумма была равна единице (2.3).

$$\hat{w}_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{j=1}^N w_k^j}, i = 1..N \quad (2.3)$$

В результате всех вышеописанных операций на каждой итерации  $k$  получаем искомое множество частиц  $S_k = \{s_k^i, \hat{w}_k^i\}_{i=1}^N$ . Для оценки состояния объекта на текущем шаге необходимо взять «среднюю» частицу полученного множества (2.4):

$$x_k = E[S_k] = \sum_{i=1}^N s_k^i \hat{w}_k^i. \quad (2.4)$$

Схематично итерация описанного выше алгоритма представлена на Рис. 2.1.



Рис. 2.1. Итерация алгоритма воспроизведения условной плотности для кадра  $k$

### 3. Настройка параметров фильтра частиц

Для того, чтобы фильтр частиц можно было использовать для решения конкретной задачи, необходимо настроить параметры вышеописанного формального алгоритма в зависимости от области его применения: задать вектора состояния и наблюдения, выбрать функции, используемые в уравнениях динамики и измерения, а также их стохастические погрешности, выбрать функцию правдоподобия.

Вектор состояния объекта зависит от выбранного способа представления объекта. Аппроксимация объекта описывающей прямоугольной областью позволяет достаточно точно передать размеры объекта, и при этом не требует вычислительных затрат на определение характерных точек или выделение контуров. Более того, такой способ задания объекта удобен для проведения процесса измерения, заключающегося в сравнении цветовых гистограмм, о чем будет подробно рассказано позднее. Вектор состояния объекта (3.1), таким образом, включает в себя информацию об описывающем прямоугольнике: координаты левого верхнего угла  $(x_k, y_k)$ , ширина  $h$  и высота  $w$ , а также их производные, что позволяет принимать во внимание скорость перемещения объекта и изменение его размера [Ошибка! Источник ссылки не найден.]. В векторе явно выделены две компоненты: статическая  $\mathbf{s}_k$  и динамическая  $\mathbf{d}_k$

$$\mathbf{x}_k = [x_k, y_k, w_k, h_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k, \dot{w}_k, \dot{h}_k]^T = [\mathbf{s}_k, \mathbf{d}_k]^T \quad (3.1)$$

В качестве уравнения движения (1.1) можно использовать модель динамики первого порядка, позволяющей учитывать скорость движения объекта при предсказании его следующего состояния. В рамках этой модели уравнение (1.1) будет иметь вид (3.2):

$$\mathbf{x}_k = A\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1}, A = \begin{bmatrix} I_4 & I_4\Delta t \\ 0 & I_4 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

где  $I_4$  — единичная матрица размера  $4 \times 4$ ,  $\Delta t$  — шаг по времени. Так как скорость измеряется (в пиксель/кадр) между последовательными кадрами,  $\Delta t = 1$ .  $\mathbf{v}_{k-1}$  — аддитивный изотропный Гауссов шум с нулевым математическим ожиданием и дисперсией, задаваемой вектором стандартных отклонений (3.3), в котором также выделяются статическая  $\Sigma^s$  и динамическая  $\Sigma^d$  компоненты [Ошибка! Источник ссылки не найден.].

$$\Sigma = [\sigma^x, \sigma^y, \sigma^w, \sigma^h, \sigma^{\dot{x}}, \sigma^{\dot{y}}, \sigma^{\dot{w}}, \sigma^{\dot{h}}]^T = [\Sigma^s, \Sigma^d]^T \quad (3.3)$$

Для процесса измерения используется модель цветового распределения (англ. Color Distribution Model). Представление объекта с помощью цветового распределения позволяет повысить ошибкоустойчивость получаемых наблюдений для подвижных объектов, учитывая их возможное вращение и частичные перекрытия. Дискретным представлением цветового распределения является гистограмма с  $m$  карманами. Она может быть построена как в цветовом пространстве RGB, так и в HSV, причем в последнем случае снижается чувствительность к изменениям освещения, поскольку в пространстве HSV значение интенсивности (Value) отделено от цветовых составляющих:

оттенка (Hue) и насыщенности (Saturation), и его можно не учитывать. Гистограмма строится по области описывающего объект прямоугольника.

Цветовое распределение  $p_y = \{p_y^{(u)}\}_{u=1\dots m}$  для прямоугольной области  $R_y$  с левым верхним углом в точке  $y$  вычисляется как (3.4):

$$p_y^{(u)} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \delta[b(x_i) - u], \quad x_i \in R_y \quad (3.4)$$

где  $I$  — общее количество пикселей в области,  $\delta$  — дельта-функция Кронекера,  $u$  — номер кармана гистограммы,  $b(x_i)$  — функция, сопоставляющая цвету в точке  $x_i$  области  $R_y$  номер соответствующего кармана гистограммы.

Процесс измерения заключается в сравнении цветовой гистограммы, построенной по известной области  $R_{ref}$  целевого объекта с гистограммами, построенными по областям, задаваемым каждой частицей. В результате за текущее наблюдение будет принята та область, цветовая гистограмма которой наиболее близка к эталонной. Наиболее распространенной количественной оценкой при сравнении цветových гистограмм является расстояние Бхаттачария (англ. Bhattacharyya distance). Для двух гистограмм  $p = \{p^{(u)}\}_{u=1\dots m}$  и  $q = \{q^{(u)}\}_{u=1\dots m}$  расстояние Бхаттачария определяется следующим образом (3.5):

$$B^2(p, q) = 1 - \sum_{u=1}^m \sqrt{p^{(u)} q^{(u)}} \quad (3.5)$$

Чем меньше расстояние (3.5), тем ближе цветовая гистограмма  $p_k^i$ , заданная частицей  $i$ , к эталонной гистограмме  $q_{ref}$ , значит, тем выше должен быть вес данной частицы, чтобы она попала в набор для следующего кадра. Функция правдоподобия (3.6), определяющая веса частиц, опирается, таким образом, на расстояние Бхаттачария:

$$w_k^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{B^2(q_{ref}, p_k^i)}{2\sigma^2}} \quad (3.6)$$

На этапе инициализации частицы могут быть равномерно распределены по всей области изображения [**Ошибка! Источник ссылки не найден.**], или могут быть сгруппированы в областях возможного появления объекта [**Ошибка! Источник ссылки не найден.**].

#### 4. Адаптация стохастической компоненты модели динамики объекта

Описанный выше алгоритм отслеживания имеет ряд проблем, отмеченных в работе [Ошибка! Источник ссылки не найден.]. Во-первых, модель динамики первого порядка не позволяет напрямую учитывать ускорение движущегося объекта, только с помощью вводимой погрешности. При этом динамическая составляющая ошибки с предыдущих кадров оказывает влияние на статическую часть вектора состояния на текущем кадре, уменьшая тем самым точность определения положения и размера объекта. В работе [Ошибка! Источник ссылки не найден.] показано, что значения стандартных отклонений  $\Sigma^s$  должны как минимум на один порядок превышать значения стандартных отклонений  $\Sigma^d$ . Тогда значение моделируемого шума для динамической части вектора состояния будет достаточно высоким, чтобы учитывать изменения скорости объекта, но при этом не оказывать значительного влияния на погрешность для статической части.

Во-вторых, фильтр распространяет частицы в ограниченной области пространства состояний. С одной стороны это позволяет более точно определять направление движения объекта, но с другой возникают проблемы с отслеживанием объекта, движущегося к камере или от нее. Такое движение приводит к значительным увеличениям размера объекта в кадре. Чтобы учитывать это изменение, необходимо, чтобы ему было сопоставлено аналогичное изменение величины шума, влияющего на размер объекта.

В-третьих, модель цветового распределения относится к слабым и низкоуровневым способам описания объекта. Более всего она подвержена шумовому влиянию фона, особенно если гистограмма объекта в выбранном цветовом пространстве схожа с фоновой гистограммой. Поэтому для повышения точности результатов отслеживания необходимо уменьшать область распространения частиц, где это возможно.

Для борьбы с выделенными недостатками авторы [Ошибка! Источник ссылки не найден.] предлагают использовать адаптацию стохастической компоненты уравнения движения  $v_k$ , вычисляя ее на каждом кадре в зависимости от полученных результатов отслеживания, текущего размера объекта и заданного вектора начальных стандартных отклонений  $\Sigma_0 = [\Sigma_0^s, \Sigma_0^d]^T$ , зависящего от конкретной ситуации отслеживания. Адаптация к размеру объекта задается линейным соотношением, а для установления зависимости между стандартными отклонениями шумовой компоненты уравнения динамики и результатами работы алгоритма на кадре  $k$  авторы [Ошибка! Источник ссылки не найден.] предложили использовать сигмоидальную функцию (4.1) с параметрами  $\alpha = 8$  и  $\beta = 0.5$ .

$$\zeta(\psi_k) = \frac{1}{2} \left( 1 + \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^{\alpha(\psi_k - \beta)} e^{-t^2} dt \right), \quad (4.1)$$

где  $\psi_k$  — расстояние между эталонной цветовой гистограммой и гистограммой  $p_{E[S_k]}$ , построенной для вычисленной на кадре  $k$  области, занимаемой объектом.

Основная идея адаптации стохастической компоненты заключается в приближении модели динамики объекта к модели случайных блужданий при снижении качества отслеживания. Другими словами, чем дальше находится рассчитанная на кадре  $k$  гистограмма  $p_{E[S_k]}$  от эталонной гистограммы, тем больше вероятность, что объект потерян трекером. Следовательно, уже нельзя полагаться на полученные с предыдущих кадров сведения о характере движения объекта, и фильтр должен начать распространять частицы в более широкой области кадра, чтобы как можно быстрее восстановить свою работоспособность. Для этого необходимо как можно сильнее снизить влияние динамической компоненты вектора состояния объекта, и увеличить при этом вклад его статической части. В противном случае, когда фильтр частиц показывает хорошие результаты, он может опираться на историю отслеживания для определения следующего возможного состояния объекта. Тогда можно повысить вклад динамической составляющей вектора состояния объекта.

Математически вышесказанное можно описать с помощью выражений (4.2) и (4.3):

$$\begin{cases} \Sigma_k^s = \zeta(\psi_k) \min(w_k, h_k) \Sigma_0^s \\ \Sigma_k^d = (1 - \zeta(\psi_k)) \min(w_k, h_k) \Sigma_0^d \end{cases} \quad (4.2)$$

$$\mathbf{d}'_k = (1 - \zeta(\psi_k)) \mathbf{d}_k \quad (4.3)$$

Формула (4.2) задает обновление вектора стандартных отклонений, определяющего матрицу ковариации для аддитивного шума  $v_k$ . Выражение (4.3) осуществляет искусственное «взвешивание» динамической компоненты вектора состояний  $\mathbf{d}_k$ , для более быстрого перехода к модели случайных блужданий в случае потери объекта. Если же трекер успешно справляется со своей работой, значение  $\zeta(\psi_k)$  мало, и введенный коэффициент будет стремиться к единице, а значит, не окажет значимого влияния на динамическую компоненту вектора состояния объекта.

## 5. Эксперименты и анализ результатов

Для изучения поведения фильтра частиц в различных условиях отслеживания были использованы размеченные видеозаписи, предоставляемые онлайн-ресурсом BoBoT (Bonn Benchmark on Tracking, <http://www.iai.uni-bonn.de/~kleind/tracking/>). Для каждого кадра видеозаписи в размеченных данных указаны координаты верхнего левого угла описывающего прямоугольника, его ширина и высота.

### *Используемые метрики*

С условием наличия размеченных кадров, для оценки точности результатов работы алгоритма на кадре  $k$  можно использовать индекс  $Q_k$  (5.1), предложенный в работе [Ошибка! Источник ссылки не найден.]:

$$Q_k = \frac{S(E_k^G \cap E_k^T)}{\max(S(E_k^G), S(E_k^T))}, \quad (5.1)$$

где  $E_k^G$  и  $E_k^T$  — описывающие прямоугольники для размеченных и полученных с помощью фильтра частиц состояний объекта, соответственно,  $S(E)$  — площадь прямоугольника  $E$ . Таким образом, индекс качества представляет собой отношение площади пересечения описывающих прямоугольников для реальных и вычисленных состояний объекта к максимальной из их площадей. Для оценки качества отслеживания по всей видеозаписи берется среднее значение величины  $Q_k$ :

$$\bar{Q} = \frac{\sum_{k=1}^M Q_k}{M}, \quad (5.2)$$

где  $M$  — количество кадров в видеозаписи.

Оценка (5.2) включает в себя и те кадры, на которых объект был потерян трекером. Аналогично работе [Ошибка! Источник ссылки не найден.], считается, что объект потерян на кадре  $k$ , если  $Q_k < 0.3$ . Для получения средней оценки точности состояния объекта при его успешном определении (насколько его координаты и размеры близки к размеченным данным), можно использовать индекс качества  $\bar{Q}_{sf}$ , который вычисляется аналогично (5.2), но только для «успешных» кадров, в которых объект был определен трекером. Число таких кадров обозначим как  $M_{sf}$ .

Для определения способности трекера восстанавливаться после потери объекта вычисляется среднее время восстановления  $\bar{t}$ . Эта величина определяется как усредненное по всей видеопоследовательности количество кадров, прошедших с момента потери объекта до его обнаружения трекером [Ошибка! Источник ссылки не найден.].

### *Сравнение показателей адаптивного и простого алгоритма*

---

Далее приведены результаты для видеозаписи, имеющей в наборе ВоВоТ обозначение «seqF». Длина записи составляет 453 кадра, на ней представлен движущийся с постоянной скоростью человек, периодически скрывающийся за колоннами. Камера движется параллельно объекту, не приближаясь и не удаляясь от него, соответственно, отсутствует масштабирование. В видеозаписи присутствует также дистрактор (англ. distractor) — объект, схожий по цветовому распределению с целевым, который может «отвлечь» на себя трекер. В роли дистрактора выступает человек, движущийся в противоположном направлении. Дистрактор перемещается ближе к камере, и в какой-то момент он перекрывает отслеживаемую цель.

На Рис. 5.1 приведены графики, отражающие значение индекса качества отслеживания на каждом кадре для простого алгоритма условного воспроизведения плотности и его адаптивной модификации. На графиках четко видны участки видеозаписи, на которых объект был частично или полностью скрыт от камеры. На этих участках наблюдается резкое падение, а затем такое же резкое повышение индекса  $Q_k$ . Горизонтальная линия разделяет области успешного определения объекта и потери объекта трекером ( $Q_k < 0.3$ ). Из графика видно, что для простого алгоритма в область «потери» попало большее число кадров, чем для адаптивного, при этом показатели простого алгоритма стали ухудшаться после первого же перекрытия.

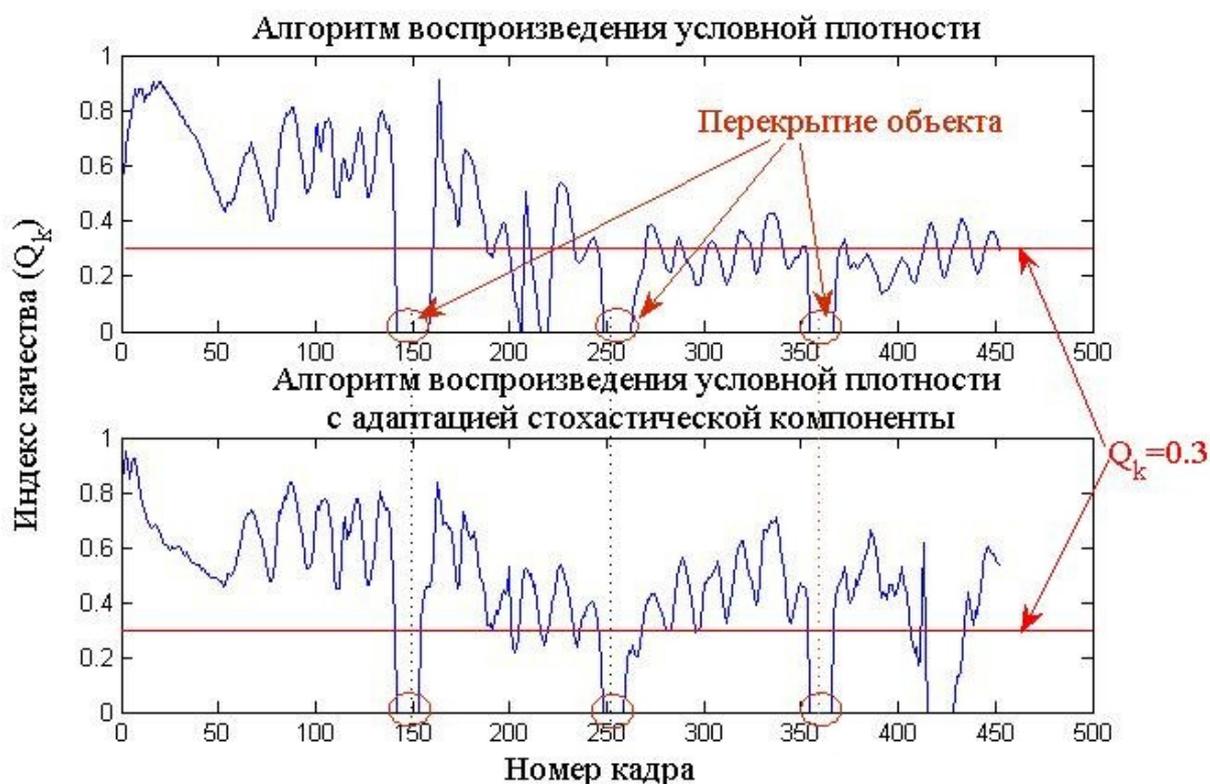


Рис. 5.1. Результаты отслеживания для движения с перекрытиями простым и

## адаптивным фильтром частиц

Сравнительная характеристика количественных значений описанных ранее метрик приведена в

Таблица 5.1. Видно, что средний показатель фильтра частиц в адаптации немного выше, это объясняется большим, чем у простого алгоритма, количеством «успешных» кадров  $M_{sf}$ . Однако показатели качества по тем кадрам, где объект был определен, совпадают. Это говорит о том, что в случае обнаружения объекта точность определения его состояния у обоих алгоритмов одинаковая. При этом адаптивный алгоритм примерно в 15 раз быстрее восстанавливается после потери объекта.

Таблица 5.1. Сравнительные характеристики простого и адаптивного алгоритма воспроизведения условной плотности

Метрика	Алгоритм воспроизведения условной плотности	
	Простой	С адаптацией стохастической компоненты
$\bar{Q}$	0.387	0.458
$\bar{Q}_{sf}$	0.547	0.547
$M_{sf}$	264	362
$\bar{\tau}$	125.33	8.273

## Заключение

В данной работе было рассмотрено применение вероятностного метода фильтра частиц к задаче отслеживания объекта в видеопотоке. Были разобраны и реализованы алгоритм воспроизведения условной плотности и его модификация с адаптацией стохастической компоненты уравнения динамики объекта к результатам отслеживания. Эксперименты показали, что модифицированный фильтр частиц лучше справляется с перекрытиями объекта, и намного быстрее восстанавливается после потери объекта. Но при этом точность определения состояния объекта на кадрах, где он был успешно обнаружен, у обоих методов одинакова.

Рассмотренные методы обладают достаточно существенными ограничениями. Во-первых, цветовая гистограмма объекта должна быть известна заранее, во-вторых, она должна быть отлична от общего фона сцены, в-третьих, она не должна претерпевать значительных изменений в ходе видеозаписи.

В качестве дальнейшего направления работы предполагается рассмотреть следующие варианты повышения точности и качества отслеживания:

- использование отличного от цветowych гистограмм представления объекта, например, с помощью контуров [Ошибка! Источник ссылки не найден.], признаков Хаара, гистограмм направленных градиентов и локальных бинарных шаблонов [Ошибка! Источник ссылки не найден.];
- моделирование формы и размера объекта только с помощью частиц, исключив эти параметры из вектора состояния [Ошибка! Источник ссылки не найден.];
- обновление эталонной цветовой гистограммы объекта по ходу отслеживания [Ошибка! Источник ссылки не найден.];
- использование классификаторов для определения, какие из определенных трекером областей относятся к объекту, а какие нет [Ошибка! Источник ссылки не найден., Ошибка! Источник ссылки не найден.].

#### Список литературы

1. Кустикова В. Д. Отслеживание движения и алгоритмы сопровождения ключевых точек: лекция. Н. Новгород: Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского, 2013. 34 с.
2. Arulampalam M. S., Maskell S., Gordon N., Clapp T. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking // IEEE Transactions on Signal Processing. 2002. Vol. 50, no. 2. Pp. 174-188. DOI: 10.1109/78.978374.
3. Cai Y., de Freitas N., Little J. Robust visual tracking for multiple targets // Computer Vision – ECCV. 2006. Vol.3954. Pp. 107-118. DOI: 10.1007/11744085\_9.
4. Deardena A., Demirisa Y., Graub O. Tracking football player movement from a single moving camera using particle filters // Proceedings of the 3rd European Conference on Visual Media Production (CVMP2006). London 2006. Pp. 29-37.
5. Del Bimbo A., Dini F. Particle filter-based visual tracking with a first order dynamic model and uncertainty adaptation // Computer Vision and Image Understanding. 2011. Vol. 115, no. 6. Pp. 771-786. DOI: 10.1016/j.cviu.2011.01.004.
6. Grabner H., Grabner M., Bischof H. Real-time tracking via on-line boosting // Proceedings on British Machine Vision Conference (BMVC). Edinburgh 2006. Vol. 1. Pp. 47-56.
7. Guangyu Z., Changsheng X., Qingming H., Wen G. Automatic Multi-Player Detection and Tracking in Broadcast Sports Video using Support Vector Machine and Particle

- Filter // IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Toronto, Ont. 2006. Pp.1629-1632. DOI: 10.1109/ICME.2006.262859.
8. Jaward M., Mihaylova L., Canagarajah N., Bull D. Multiple object tracking using particle filters // Aerospace Conference, 2006 IEEE. Big Sky, MT 2006. Pp. 8–. DOI: 10.1109/AERO.2006.1655926.
  9. Nummiaro K., Koller-Meier E., Van Gool L. An adaptive color-based particle filter // Image and Vision Computing. 2003. Vol. 21, no. 1,. Pp. 99–110. DOI: 10.1016/S0262-8856(02)00129-4.
  10. Phillips I. T., Chhabra A. K. Empirical performance evaluation of graphics recognition systems // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1999. Vol. 21, no. 9. Pp. 849-870. DOI: 10.1109/34.790427.
  11. Rui. Y., Chen Y. Better proposal distributions: object tracking using unscented particle filter // Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, (CVPR 2001). Kauai, Hawaii 2001. Vol. 2. Pp.II-786 – II-793. DOI: 10.1109/CVPR.2001.991045.