# 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*

*Ключевые слова:*

*Аннотация:*

# 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.

# 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:

(1.1)

(1.2)

Уравнение  описывает изменение состояния объекта при переходе от кадра к кадру и называется уравнением динамики. Фактически состояние зависит от предыдущего состояния объекта и стохастической ошибки , представляющей собой погрешность, получаемую при обновлении состояния. Поскольку ошибка является случайной величиной с известной статистикой, уравнение  неявно задает функцию плотности распределения вероятности . Уравнение  описывает процесс измерения, результатом которого является некоторая величина , называемая наблюдением. Наблюдение зависит от текущего состояния и случайной ошибки , задающей погрешность, получаемую в процессе измерения состояния объекта. Аналогично ), поскольку является стохастической переменной, уравнение  неявно задает функцию правдоподобия .

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

(1.3)

где задает априорную плотность распределения вероятности смены состояния (англ. state transition prior) В этом заключается этап предсказания. На кадре становится известным наблюдение , которое может быть использовано для обновления априорной функции по правилу Байеса (1.4):

(1.4)

где — нормирующий множитель, зависящий от функции правдоподобия.

Рекурсивные соотношения и 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 [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   задает приближенную функцию плотности распределения вероятности для состояния при заданном наборе наблюдений .

(2.1)

— 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 на основе множества с предыдущего шага .

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

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

Этап перевыборки заключается в выборе некоторой частицы из множества для помещения в множество . Вероятность, с которой частица попадет в новое множество, равна ее весу . Данную операцию необходимо провести раз, чтобы мощность множества совпадала с мощностью . В результате перевыборки получим множество , 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 . 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 , приведен в работе [3].

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

(.)

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) [4];
* модель динамики первого порядка [5], [6];
* 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).

(.)

В результате всех вышеописанных операций на каждой итерации получаем искомое множество частиц . Для оценки состояния объекта на текущем шаге необходимо взять «среднюю» частицу полученного множества (2.4):

(2.4)

Схематично итерация описанного выше алгоритма представлена на Рис. 2.1.

|  |
| --- |
| condensation.png |
| Рис. 2.1. Итерация алгоритма воспроизведения условной плотности для кадра . |

# Настройка параметров фильтра частиц

Для того, чтобы фильтр частиц можно было использовать для решения конкретной задачи, необходимо настроить параметры вышеописанного формального алгоритма в зависимость 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 , ширина и высота , а также их производные, что позволяет принимать во внимание скорость перемещения объекта и изменение его размера [6]. В векторе явно выделены две компоненты: статическая и динамическая

(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):

(.)

где — единичная матрица размера , — шаг по времени. Так как скорость измеряется (в пиксель/кадр) между последовательными кадрами, . — аддитивный изотропный Гауссов шум с нулевым математическим ожиданием и дисперсией, задаваемой вектором стандартных отклонений , в котором также выделяются статическая и динамическая компоненты [6].

(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 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 для прямоугольной области с левым верхним углом в точке вычисляется как :

(.)

где — общее количество пикселей в области, — дельта-функция Кронекера, — номер кармана гистограммы, — функция, сопоставляющая цвету в точке области номер соответствующего кармана гистограммы.

Процесс измерения заключается в сравнении цветовой гистограммы, построенной по известной области 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 цветовых гистограмм является расстояние Бхаттачария (англ. Bhattacharyya distance). Для двух гистограмм и расстояние Бхаттачария определяется следующим образом :

(3.5)

Чем меньше расстояние (3.5), тем ближе цветовая гистограмма , заданная частицей , к эталонной гистограмме , 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:

(.)

На этапе инициализации частицы могут быть равномерно распределены по всей области изображения [4], или могут быть сгруппированы в областях возможного появления объекта [5].

# Адаптация стохастической компоненты модели динамики объекта

Описанный выше алгоритм отслеживания имеет ряд проблем, отмеченных в работе [6]. 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 [6] показано, что значения стандартных отклонений должны как минимум на один порядок превышать значения стандартных отклонений . 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, движущееся 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 [6] предлагают использовать адаптацию стохастической компоненты уравнения движения , вычисляя ее на каждом кадре в зависимости от полученных результатов отслеживания, текущего размера объекта и заданного вектора начальных стандартных отклонений , 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 авторы [6] предложили использовать сигмоидальную функцию (4.1) с параметрами и .

(4.1)

где — расстояние между эталонной цветовой гистограммой и гистограммой , построенной для вычисленной на кадре 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 гистограмма 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):

(4.2)

(4.3)

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

# Список литературы

. Кустикова В. Д. Отслеживание движения и алгоритмы сопровождения ключевых точек: лекция / Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского. Н. Новгород, 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. 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), 2001, vol. 2, pp.II-786 – II-793. DOI: 10.1109/CVPR.2001.991045.

4. Jaward M., Mihaylova L., Canagarajah N., Bull D. Multiple object tracking using particle filters // Aerospace Conference. IEEE, 2006, pp. 8–. DOI: 10.1109/AERO.2006.1655926.

5. 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.

6. 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. P. 771-786. DOI: 10.1016/j.cviu.2011.01.004.

7. 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.